

【外国語明細書】

1. Title of Invention

IMPROVED ALERT GENERATION FOR TREND PERFORMANCE ANALYSIS

2. Claims

1. A system 26 for generating an alert from data obtained from a process, comprising:

a normalizer 32 for normalizing the data;

a classifier 33 for classifying the normalized data in a multi-dimensional space defined for a plurality of variables in the process, the normalized data classified into a normal class or an abnormal class defined in the multi-dimensional variable space, wherein the normal class is indicative of normal operating conditions for the process and the abnormal class is indicative of potential alert conditions in the process;

an alert level evaluator 29 for evaluating a vigilance level of the classified data for related variables, said alert level evaluator 29 increasing the vigilance level following a suspicious data reading data classified in the abnormal class and decreasing the vigilance level following a data reading classified in the normal class; and

an alert score generator 29 for generating an alert score for each of the related variables according to the vigilance level.

2. The system 26 according to claim 1, wherein said normalizer 32 comprises means for centering the data about a selected center point.

3. The system 26 according to claim 1, wherein said classifier uses a fuzzy knn algorithm to classify data in the normal class and the abnormal class.

4. The system 26 according to claim 1, further comprising a statistical property estimator 30 for estimating a plurality of statistical properties of the obtained data.

5. The system 26 according to claim 4, wherein said statistical property estimator 30 estimates a mean and standard deviation of the classified data.

6. The system 26 according to claim 4, further comprising an adaptor 31 for smoothing the statistical properties estimated by said statistical property estimator 30.

7. The system 26 according to claim 1, wherein the alert condition is representative of at least one of a failure, a fault condition, or symptoms of an incipient failure condition.

8. The system 26 according to claim 1, wherein the alert score generator 29 aggregates each of the alert scores for the related variables into a composite score.

9. A system 26 for generating an alert from data obtained from an aircraft engine 12 process, comprising:

a normalizer 32 for normalizing the data obtained from said aircraft engine 12 process;

a classifier 33 for classifying the normalized data in a multi-dimensional space defined for a plurality of variables in the aircraft engine 12 process, the normalized data classified into a normal class or an abnormal class defined in the multi-dimensional variable space, wherein the normal class is indicative of normal operating conditions for the aircraft engine 12 process and the abnormal class is indicative of potential alert conditions in the aircraft engine 12 process;

an alert level evaluator 29 for evaluating a vigilance level of the classified data for related variables, said alert level evaluator 29 increasing the vigilance level following a suspicious data reading data classified in the

abnormal class and decreasing the vigilance level following a data reading classified in the normal class; and

an alert score generator 29 for generating an alert score for each of the related variables according to the vigilance level.

10. A method for generating an alert from data obtained from an aircraft engine 12 process, comprising:

normalizing the data obtained from said aircraft engine 12 process;

classifying the normalized data in a multi-dimensional space defined for a plurality of variables in the aircraft engine 12 process, the normalized data classified into a normal class or an abnormal class defined in the multi-dimensional variable space, wherein the normal class is indicative of normal operating conditions for the aircraft engine 12 process and the abnormal class is indicative of potential alert conditions in the aircraft engine 12 process;

evaluating a vigilance level of the classified data for related variables, said evaluating comprising increasing the vigilance level following a suspicious data reading data classified in the abnormal class and decreasing the vigilance level following a data reading classified in the normal class; and

generating an alert score for each of the related variables according to the vigilance level.

3. Detailed Description of Invention

BACKGROUND OF THE INVENTION

This invention relates generally to trend performance analysis and more particularly to detecting an abnormal condition in a multi-sensor environment using a composite change score.

Trend performance analysis is typically used to monitor and analyze sensor data and derived values for a technical process. One type of technical process where trend performance analysis is used is with aircraft engines. In this example, engine data are sampled from an airplane at different times of the flight and transmitted to a ground station. The data are collected and distributed to an aircraft engine expert for that particular airplane fleet. The data are preprocessed and evaluated by a trend performance analysis tool. In particular, the trend performance analysis tool monitors a multitude of engine variables. Data for each variable are compared against trending baseline data. If the data for a particular variable exceed a predetermined threshold limit and the data are not considered to be outliers, then the trend performance analysis tool issues an alert. Typically, the predetermined alert threshold limit for each variable is set at a level that is below a limit that would generate a fault warning flag in the cockpit of the airplane. In particular, the predetermined alert threshold limit for each variable is at a level that would create an awareness of a potential problem before it turns into an event that could result in a revenue loss for the airplane. Examples of potential revenue loss situations are a grounding of an airplane, damage to an engine, departure delay, etc.

After the trend performance analysis tool issues an alert, the aircraft engine expert examines trend charts for each of the variables in order to

determine if an event has truly occurred which warrants further action. If the data in any of the trend charts are suspicious, then the aircraft engine expert notifies the fleet management of that particular airplane and suggests actions to further diagnose and/or actions to correct any causes for the alert. Examples of possible actions are boroscoping the engine, engine washing, overhauling the engine, etc. A problem with this approach is that many alerts are generated which are false and do not warrant further diagnostic or corrective actions. There are a number of reasons for the high number of false alerts being issued. One is that the data quality varies considerably between different engines. Another reason is that predetermined alert threshold levels for a variable are preset globally and not selected for an individual airplane. Other reasons for issuing an excessive number of alerts are noise generated from poorly calibrated and deteriorating sensors, the use of faulty data acquisition systems, and slow wear of the engine which results in a constant change of normal operating conditions.

If too many alerts are generated, then the aircraft engine expert has to constantly examine the trend charts to eliminate the false alerts from the true alerts. Constantly examining the trend charts becomes a very time consuming task when there is a large number of engines to monitor, as typically is the case for a large fleet of airplanes. In addition, the expert's senses may become dulled to the true alerts due to the large amount of false positive alerts. Therefore, there is a need for a mechanism that alerts the expert of a truly suspicious situation, produces less false positive alerts and assists in reducing the excessive number of false alerts generated by a trend performance analysis tool without sacrificing the ability to detect true alerts.

SUMMARY OF THE INVENTION

This invention is able to find a truly suspicious situation by using abnormal condition detection along with a multi-dimensional approach to classify data. Abnormal condition detection does not try to classify an

observation into particular faults. Rather, abnormal condition detection bins data into only two classes, "normal" and "abnormal". In this invention, an abnormal engine condition is detected by assessing data for several related engine variables and classifying the data as either normal or abnormal.

In order to assess the state of the engine, the data are evaluated to determine an alert level. In this evaluation, data for the related engine variables are examined on a multi-variate level to detect shifts. Generally, the more variables that are shifting at the same time, the more likely that there has been a suspicious change. A persistency checker increases a vigilance level as more suspicious data are encountered and decreases the level if normal data are encountered. The effect of the persistency checker is that alerts are not reported hastily. Rather the persistency checker requires a confirmation before increasing the level of alertness. Thus, outliers from both the normal class to the abnormal class and from the abnormal class to the normal class do not reset the alerting mechanism inadvertently. A composite alert score generator determines an alert score for each of the related engine variables based on the vigilance levels noted by the persistency checker. The composite alert score generator aggregates the alert scores for each of the related variables and then issues an alert when the vigilance level for the aggregate score surpasses a preset threshold.

In accordance with this invention, there is provided a system and a method for generating an alert from data obtained from a process. In this embodiment, a normalizer normalizes the data. A classifier classifies the normalized data in a multi-dimensional space defined for a plurality of variables in the process. The normalized data are classified into a normal class or an abnormal class defined in the multi-dimensional variable space. The normal class is indicative of normal operating conditions for the process and the abnormal class is indicative of potential alert conditions in the process. An alert level evaluator evaluates a vigilance level of the classified data for related variables. The alert level evaluator increases the vigilance

level following a suspicious data reading classified in the abnormal class and decreases the vigilance level following a data reading classified in the normal class. An alert score generator generates an alert score for each of the related variables according to the vigilance level.

In accordance with another embodiment of this invention, there is provided a system and method for validating an alert generated from a trend performance analysis tool used to monitor data obtained from a process. In this embodiment, a normalizer normalizes the data monitored by the trend performance analysis tool. A classifier classifies the normalized data in a multi-dimensional space defined for a plurality of variables in the process. The normalized data are classified into a normal class or an abnormal class defined in the multi-dimensional variable space. The normal class is indicative of normal operating conditions for the process and the abnormal class is indicative of potential alert conditions in the process. An alert level evaluator evaluates a vigilance level of the classified data for related variables. The alert level evaluator increases the vigilance level following a suspicious data reading classified in the abnormal class and decreases the vigilance level following a data reading classified in the normal class. An alert score generator generates an alert score for each of the related variables according to the vigilance level. The alert generated from the trend performance analysis tool is valid if the alert score satisfies a predetermined score.

DETAILED DESCRIPTION OF THE INVENTION

The improved alert generation associated with this invention is described with reference to an aircraft engine used by an aircraft such as an airplane, however, other aircraft (e.g., a helicopter) are possible. Although this invention is described with reference to an aircraft engine, the invention

can be used in conjunction with any system such as a turbine, a power system, a locomotive, a chemical or mechanical process plant, or another process which generates sensor data where it is desirable to monitor or diagnose system behavior. Fig. 1 shows a block diagram of a system 10 for monitoring and maintaining an aircraft engine 12 according to the prior art. In this system 10, engine data are sampled from the aircraft engine 12 from an airplane 14. The engine data are sampled at different times of the flight such as during the take-off, the climb and the cruise either continuously or in snapshots. The engine data are transmitted during or after the flight to a centralized data center and stored in a database 16. The data are then collected, distributed and preprocessed by a preprocessor 17.

After preprocessing, data features are evaluated by a trend performance analysis tool 18, which monitors a multitude of engine variables. Data features are raw data that have been cleaned of errors not compatible with further processing in the system or data which have been transformed to yield information beyond the raw data (e.g., statistical properties, transformations into a different domain, principle component analysis, etc.) The trend performance analysis tool 18 may be any general-purpose trend performance analysis tool that can monitor on-line sensor data, variables, and features of a technical process. Features are compared against trending baseline features. If the feature for a particular variable exceeds a predetermined threshold limit, then the trend performance analysis tool 18 issues an alert to a remote service unit 20. An alert is indicative of a failure, a fault condition, or symptoms of an incipient failure condition. An aircraft engine expert located at the remote service unit monitors trend charts and alerts generated by the trend performance analysis tool 18. The aircraft engine expert then decides whether a true alert exists and generates a report to a fleet management unit 22. If the report suggests that remedial or diagnostic actions are needed, then personnel at the fleet management unit 22 prepare a schedule of the suggested actions. Maintenance personnel 24

then perform the actions (e.g., boroscoping the engine, engine washing, overhauling the engine) as set forth in the schedule prepared by the fleet management unit 22.

As mentioned above, one of the problems associated with the system 10 for monitoring and maintaining an aircraft engine according to the prior art is that there are many alerts generated from the trend performance analysis tool 18 which are false and do not warrant further diagnostic or corrective actions. When too many alerts are generated the aircraft engine expert has to constantly examine the trend charts to distinguish the false alerts from the true alerts. Constantly examining the trend charts is a very time consuming task for the aircraft engine expert, since the expert typically has the responsibility of monitoring a large number of engines for a particular fleet. In addition, it may cloud the expert's attentiveness for true alerts.

Fig. 2 shows a block diagram of a system 26 for monitoring and maintaining an aircraft engine according to this invention. In this embodiment, alerts are detected by using a multi-variate abnormal condition detector 28. First, the multi-variate abnormal condition detector 28 estimates some statistical properties of the preprocessed data from the aircraft engine 12 and smoothes the estimated properties to follow slow drifts that develop over time. Then the multi-variate abnormal condition detector 28 normalizes the data. In particular, variables defined for the aircraft engine are normalized individually. The aircraft engine variables that are normalized are delta exhaust gas temperature (dEGT), which is the deviation from the baseline EGT, fuel flow (WF), core speed (N2), and EGT divergence, divEGT, which is the difference of the EGT between the raw EGT of the engine in question and the mean of raw EGT of all engines. Other variables may be normalized such as WF divergence, divWF, which is the difference of the WF between the WF of the engine in question and the mean of WF of all engines, and N2 divergence, divN2, which is the difference of the N2 between the N2 of the engine in question and the mean of N2 of all engines. These variables are illustrative of

some of the aircraft engine variables that can be normalized in this invention and are not an exhaustive list. The multi-variate abnormal condition detector 28 assesses the normalized data for the aircraft engine variables simultaneously, instead of one process variable at a time. In particular, the multi-variate abnormal condition detector 28 classifies the normalized data in a multi-dimensional space defined for the plurality of engine variables. The normalized data are classified into a normal class or an abnormal class defined in the multi-dimensional variable space. The normal class is indicative of normal operating conditions for the aircraft engine and the abnormal class is indicative of potential alert conditions in the engine. Below is a more detailed explanation of the statistical property estimation, smoothing, normalization and classification steps performed by the multi-variate abnormal condition detector 28.

The system 26 in Fig. 2 also comprises an alert evaluator 29, which evaluates the classified data and determines whether the data are a true alert or a false alert. In particular, the alert evaluator 29 generates an alert level of the data. More specifically, the alert evaluator 29 generates a vigilance level of the data for each reading for related variables. Related variables could be dEGT and divEGT, WF and divWF and N2 and divN2. Each vigilance level is indicative of suspicious data. If suspicious data are encountered, the vigilance level for the reading is increased by a notch. If the following data reading are normal, then the vigilance is decreased by one notch. The alert evaluator 29 then generates an alert score based on the vigilance level for each of the related variables. Afterwards, the alert evaluator 29 aggregates the alert scores into a composite alert score for the individual related variable pairs. Below is a more detailed explanation of the steps performed by the alert evaluator 29.

Fig. 3 shows a more detailed view of the multi-variate abnormal condition detector 28. The multi-variate abnormal condition detector 28 receives preprocessed engine variable data from the preprocessor 17. The

preprocessor 17 ensures that there are no missing data entries for any particular variable and that the data are new data (i.e., there are no repeated entries from earlier runs). Should the preprocessor 17 find any old data, it will disregard those and take only those which are found to be new. This is done to prevent repeated processing of the same data. The date of the data is determined by comparing incoming data against a date/time stamp stored for the last flight processed for each engine. That date/time stamp is later updated as more data are obtained.

Referring to Fig. 3, the multi-variate abnormal condition detector 28 comprises a statistical property estimator 30 that estimates some statistical properties of the preprocessed data such as mean and standard deviation of the data as well as the mean of the normal region. Preferably, the statistical property estimator 30 estimates the mean and standard deviation on the "fly" using only the mean of the previous calculation, the size of the virtual window, the standard deviation of the previous calculation and a temporary variable. In particular, the mean estimation is determined as:

$$\hat{x}(k) = \hat{x}(k-1) + \frac{(x(k) - \hat{x}(k-1))}{n} \quad (1)$$

wherein

$x(k)$ is the current data point at time k ;

$\hat{x}(k)$ is the estimated mean at time k ;

$\hat{x}(k-1)$ is the estimated mean at time $k-1$; and

n is the virtual window size.

The estimation for the standard deviation is determined as:

$$\hat{\sigma}(k) = \sqrt{|s(k) - \hat{x}(k)^2|} \quad (2)$$

wherein

$\hat{\sigma}(k)$ is the estimation of the standard deviation at time k ;

$s(k)$ is an auxiliary variable; and

$\hat{x}(k)$ is the estimated mean at time k

The auxiliary variable "s" for the standard deviation is estimated by the following:

$$s(k) = s(k-1) + \frac{x(k)^2 - s(k-1)}{n} \quad (3)$$

wherein

$s(k-1)$ is the auxiliary variable at time $k-1$;

$x(k)$ is the data point at time k ; and

n is the size of the virtual window.

Referring back to Fig. 3, the multi-variate abnormal condition detector 28 also comprises an adaptor 31 for smoothing the statistical properties

estimated by the statistical property estimator 30. The purpose of the adaptor 31 is to smooth the estimation for the mean and standard deviation and to follow slow drifts over time. Slow drifts are a function of mechanical, chemical, and thermal wear and is much smaller than alert conditions. Preferably, the adaptor 31 is essentially an exponential weighted moving average (EWMA) filter which sits on top of the statistical property estimator. In this invention, the smoothing parameter, alpha, associated with the adaptor 31 can be designed to react to changes faster or less fast. In addition to the smoothing parameter, adaptor 31 uses a window size "n" to also determine the smoothness of the adaptation. The larger the window, the smoother the adaptation. The adaptor 31 is governed by the following:

$$\tilde{x}(k) = \alpha \tilde{x}(k-1) + (1-\alpha) \hat{x}(k) \quad (4)$$

where

$\tilde{x}(k)$ is the smoothed mean

α is the smoothing constant

and the equation for adapting the standard deviation is defined as:

$$\tilde{\sigma}(k) = \alpha \tilde{\sigma}(k-1) + (1-\alpha) \hat{\sigma}(k) \quad (5)$$

where

$\tilde{\sigma}(k)$ is the smoothed standard variation

The multi-variate abnormal condition detector 28 also comprises a normalizer 32 that normalizes the smoothed engine variable data. The normalizer 32 takes the data and centers them around a chosen center point that can be any point in the feature space. For example, for a two-dimensional space, it could be the point (0,0) or point (0.5, 0.5), etc. The normalizer 32 then uses a user-specified variance to perform the normalization for each variable. The normalizer 32 normalizes the engine data individually for each engine variable (i.e., dEGT, WF, N2, and EGT divergence) according to normalizing parameters. In particular, a user specified, predetermined number of initial data readings for each variable which are validated to be "normal" (e.g., through supervision) are used to obtain the normalization parameters. All following data readings are then scaled according to the normalization parameters. While several normalization procedures can be used, the preferred one is governed by the equation:

$$x_{\text{normalized}} = \frac{x - x_{\text{min}}}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} , \quad (6)$$

wherein

$x_{\text{normalized}}$ is the normalized variable;

x is the raw reading;

x_{max} is the maximum value of the data computed by:

$$x_{\text{max}} = \text{mean} + \text{stretch_radius} \cdot \text{scale} \cdot \text{sigma} ;$$

stretch_radius is a variable denoting the radius which is larger during the initialization period (governed by first_n) and shrinks to the unit circle during that initialization period. It is calculated by:

$$\text{stretch_radius} = \max \left(1, \text{current_counter} \cdot \frac{(1 - \text{init_radius})}{\text{first_n} - 1} + \text{init_radius} - \frac{(1 - \text{init_radius})}{\text{first_n} - 1} \right)$$

wherein

current_counter is the number of times the process was run after initialization;

init_radius is the initial radius (which will be bigger than the unit circle);

first_n is the initialization period, expressed in number of runs of the system;

sigma is the number of standard deviations around the mean; this number determines how much variation the data is allowed without being classified as an abnormal condition; and

x_{\min} is the minimum value of the data within the initialization set, computed by:

$$x_{\min} = \text{mean} - \text{stretch_radius} \cdot \text{scale} \cdot \sigma \quad (8)$$

Normalization of the engine data allows a comparison of data which are subject to different calibration or constraints like minor design variations or material variations. In the case of the aircraft engine example, it allows comparison of different aircraft engines that are in different states of wear and that have differently tuned variables. An underlying basis of the normalization is that particular failures have directional information, which is retained over different engines and even engine families. For example, a variable bleed variable (VBV) failure results in increases of dEGT, WF, N2, and EGT divergence. On the other hand, a failure of a different component, e.g., a failure of a C-clip, will result in an increase of dEGT, WF, and EGT

divergence, while N2 will drop. These characteristic changes can be seen regardless of the differences in wear or other variations mentioned above. The normalization also provides a role in resetting the algorithm after engine changes, controller changes, major maintenance, etc. have been performed, which usually all involve the change of engine parameters. The normalization provides a semi-automated mechanism to calibrate the engine to new parameter settings. The first_n data points, where n is a number to be specified by the user, have to be of type "normal" and have to be verified by the user.

If the system is re-initialized, then the data are initially allowed to take on larger variance to account for the settling process to proceed properly without misclassification. This can be envisioned as using a larger radius for the initial data, which is decreased sequentially with each new data point until a predefined radius for the variance is reached. The radius does not shrink after that. Fig. 4 shows an example depicting the initialization and normalization performed by the normalizer 32.

Referring again to Fig. 3, the multi-variate abnormal condition detector 28 also comprises a classifier 33, which classifies the normalized data in a multi-dimensional variable space defined for the aircraft engine 12. Preferably, the multi-dimensional variable space comprises the dEGT, WF, N2, divEGT, divWF and divN2. As mentioned above, the classifier 33 classifies the normalized data into a normal class or an abnormal class defined in the multi-dimensional variable space. The normal class is indicative of normal operating conditions for the aircraft engine and the abnormal class is indicative of potential alert conditions in the engine.

The classifier 33 uses a fuzzy knn (k nearest neighbor) algorithm to establish whether a measurement belongs to either the normal class or the abnormal class. Representatives for the normal class are assumed to be within a circle around the mean of the normalization and are generated

accordingly. Data beyond that are considered abnormal and prototype data sets for both normal and abnormal classes are generated at the beginning of each run of performing the classification. Fig. 5 shows an example of a plot of a two-dimensional classification performed according to this invention.

The fuzzy knn algorithm finds the k closest neighbors and calculates a degree of belonging to either the normal class or abnormal class. This invention uses a fuzzy knn algorithm similar to the one disclosed in Keller et al., A Fuzzy K-Nearest Neighbor Algorithm, IEEE Transactions of Systems, Man and Cybernetics, Vol. SMC-15, No. 4, pp. 580-585, July/August 1985, which is incorporated herein by reference. Using the fuzzy knn algorithm, the classifier 33 first finds the distance from the input vector to the closest neighbor. If the number of k neighbors has not yet been established, the closest neighbor is included in the set of k-nearest neighbors. If there are already k-nearest neighbors and the newly found neighbor is closer to the input vector than the farthest nearest neighbor, then the farthest nearest neighbor is replaced by the newly found nearest neighbor. This process is repeated until all data points are evaluated. The degree of belonging associated with this fuzzy knn algorithm is given by:

$$u_i(x) = \frac{\sum_{j=1}^k u_j \left(\frac{1}{\|x - x_j\|^{\frac{2}{m-1}}} \right)}{\sum_{j=1}^k \left(\frac{1}{\|x - x_j\|^{\frac{2}{m-1}}} \right)} \quad (9)$$

where

x is the data point;

u is the degree of belonging to a class (membership); and

m is a tuning parameter which determines the steepness of the membership curves between the classes.

The statistical property estimator 30, adaptor 31, normalizer 32 and the classifier 33 of the multi-variate abnormal condition detector 28 are embedded in a computer such as a workstation, however, other types of computers can be used such as a mainframe, a minicomputer, a microcomputer, or a supercomputer. The algorithms performed in the statistical property estimator 30, adaptor 31, normalizer 32 and the classifier 33 are programmed in Vbasic and MATLAB, but other languages such as JAVA may be used.

Fig. 6 shows a more detailed view of the alert evaluator 29. As mentioned above, the alert evaluator 29 evaluates the classified data. The alert evaluator comprises a persistency checker 38 as shown in Fig. 6. The persistency checker 38 determines the vigilance level of the data for each reading for related variables. The persistency checker 38 is preferably a digital filter, which has a dampening effect. If suspicious data are encountered, the persistency checker 38 increases a vigilance level by one notch at a time. If the following data point is normal, then the persistency checker 38 decreases the vigilance level by one notch. In this invention, the persistency checker has a user-specified alert limit that controls how much dampening is allowed. If the user-specified alert limit is reached, then the persistency checker 38 cuts off further increases and holds the vigilance at the alert limit until normal data are encountered. The alert limits work both in the positive and negative direction. The effect of the persistency checker 38 is that alerts are not reported hastily. Rather confirmation of the initial suspect data is required to increase the level of alertness. Thus, changes from the normal region to the abnormal region and from the abnormal region to the normal region do not reset the alerting mechanism immediately. In the latter case, the persistency checker 38 keeps the level of suspicion high.

Referring to Fig. 6, the alert evaluator 29 also comprises a composite alert score generator 40. The composite alert score generator 40 generates an alert score based on the vigilance level for each of the related variables. In addition, the composite alert score generator 40 aggregates the alerts found at individual directly and indirectly related feature pairs. In particular, the maximum value of all vigilances is forwarded to the aggregate score and used as the aggregate value. The objective of the composite alert score generator 40 is to report the maximum number of the alerts to enable notification of the user of any abnormal condition in any of the features.

Figs. 7a-7d show an example of plots used to determine the composite alert score. Fig. 7a shows a plot of the sub-alert vigilance values and alerts for the related variable pairs of dEGT and divEGT, Fig. 7b shows a plot of the sub-alert vigilance values and alerts for the related variable pairs of WF and divWF, and Fig. 7c shows a plot of the sub-alert vigilance values and alerts for the related variable pairs of N2 and divN2. The composite alert score generator 40 aggregates the alerts found at each individual directly and indirectly related feature pairs as shown in Figs. 7a-7c. Fig. 7d shows a plot of the aggregate scores for the pairs dEGT and divEGT, WF and divWF, and N2 and divN2. The aggregation is performed by taking the maximum value of the individual vigilance values for the feature sets dEGT and divEGT, WF and divWF, and N2 and divN2.

Like the statistical property estimator 30, adaptor 31, normalizer 32 and classifier 33 of the multi-variate abnormal condition detector 28, the persistency checker 38 and composite alert score generator 40 of the alert evaluator 29 are embedded in a computer such as a workstation, however, other types of computers can be used such as a mainframe, a minicomputer, a microcomputer, or a supercomputer. The algorithms performed in the persistency checker 38 and composite alert score generator 40 are programmed in VBasic and MATLAB, but other languages such as JAVA may be used.

Fig. 8 shows a flow chart setting forth the steps performed by the aircraft engine monitoring system 26 shown in Fig. 2. Engine data are sampled from the aircraft engine at 42 at different times of the flight such as during take-off, climb and cruise. The engine data are transmitted to a centralized data center system at 44 and stored in a database at 46. The data are preprocessed at 48 to ensure that there are no missing data entries for any particular variable and that the data are new. After preprocessing, the data are evaluated by the multi-variate abnormal condition detector 28. In particular, statistical properties from the engine data are estimated and smoothed to follow slow drifts that develop over time. In addition, the data are normalized individually for each engine variable by centering them around a chosen center point at 50. Next, the data are classified at 52 to either the normal class or abnormal class using the fuzzy knn algorithm. After the data have been classified, the data are evaluated at 54 to determine whether the data indicate an existing or impending fault. As mentioned earlier, this includes determining the vigilance level of the data for each of the related variables. Next, an alert score based on the vigilance level for each of the variables is generated and a composite alert score is aggregated at 56. The composite alert score is used to produce an alert report, which is used by an aircraft engine expert to suggest appropriate diagnostic and/or remedial actions. A schedule of actions is then prepared and used by maintenance personnel.

In another embodiment of this invention, the multi-variate abnormal condition detector and alert evaluator are used in conjunction with the trend performance analysis tool to validate alerts generated therefrom. Fig. 9 shows a block diagram of a system 58 for monitoring and maintaining an aircraft engine according to this embodiment. In this embodiment, the multi-variate abnormal condition detector 28 and alert evaluator 29 work in parallel with the trend performance analysis tool 18, however, both may be integrated into the tool. As in the embodiment set forth in Fig. 2, the multi-variate

abnormal condition detector 28 estimates statistical properties from the engine data obtained from the aircraft engine 12 and smoothes the data to follow slow drifts that develop over time. In addition, the multi-variate abnormal condition detector 28 normalizes the data and then uses the fuzzy knn algorithm to establish whether the data belong to either the normal class or the abnormal class. The alert evaluator 29 then evaluates the classified data and determines the level of vigilance. The alert evaluator uses the persistency checker and composite alert score generator in the aforementioned manner. Fig. 10 shows a more detailed view of the multi-variate abnormal condition detector 28 and the alert evaluator 29 used to validate alerts in the trend performance analysis tool.

Fig. 11 shows a flow chart setting forth the steps performed by the aircraft engine monitoring system 58 shown in Fig. 9. Engine data are sampled from the aircraft engine at 60 at different times of the flight such as during take-off, climb and cruise. The engine data are transmitted to a centralized data center system at 62 and stored in a database at 64. The data are preprocessed at 66 to ensure that there are no missing data entries for any particular variable and that the data are new. After preprocessing, the data are evaluated by the trend performance analysis tool at 68 where the data for each variable are compared against trending baseline data. If the data for a particular engine variable exceed a predetermined threshold limit, then the trend performance analysis tool issues an alert.

At the same time the engine data are being evaluated by the trend performance analysis tool, the data are simultaneously evaluated by the multi-variate abnormal condition detector and the alert evaluator. In particular, statistical properties from the engine data are estimated and smoothed to follow slow drifts that develop over time. In addition, the data are normalized individually for each engine variable at 70. Next, the data are classified at 72 to either the normal class or abnormal class using the fuzzy knn algorithm. After the data have been classified, the data are evaluated at

74 to determine the level of vigilance. Next, an alert score based on the vigilance level for each of the related variables is generated and a composite alert score is aggregated at 76. After the composite alert score has been determined, then the alerts from the trend performance tool are validated at 78 by comparing alert messages from the current trend performance analysis tool and the composite alert score. If both indicate an alert, then the alert is considered validated, otherwise it is not.

It is therefore apparent that there has been provided in accordance with the present invention, a system and method that provides improved alert generation for trend performance analysis. The invention has been described with reference to several embodiments, however, it will be appreciated that variations and modifications can be effected by a person of ordinary skill in the art without departing from the scope of the invention.

4. Brief Description of Drawings

Fig. 1 shows a block diagram of a system for monitoring and maintaining an aircraft engine according to the prior art;

Fig. 2 shows a block diagram of a system for monitoring and maintaining an aircraft engine according to this invention;

Fig. 3 shows a more detailed view of the multi-variate abnormal condition detector shown in Fig. 2;

Fig. 4 shows an example depicting the initialization and normalization performed by the normalizer in the multi-variate abnormal condition detector;

Fig. 5 shows an example of a plot of a two-dimensional classification performed according to this invention;

Fig. 6 shows a more detailed view of the alert evaluator shown in Fig. 2;

Figs. 7a-7d show an example of plots used to determine the composite alert score according to this invention;

Fig. 8 shows a flow chart setting forth the steps performed by the aircraft engine monitoring system shown in Fig. 2;

Fig. 9 shows a block diagram of a system for monitoring and maintaining an aircraft engine according to another embodiment of this invention;

Fig. 10 shows a more detailed view of the multi-variate abnormal condition detector and the alert evaluator used to validate alerts in the trend performance analysis tool; and

Fig. 11 shows a flow chart setting forth the steps performed by the system shown in Fig. 10.

FIG. 1
PRIOR ART

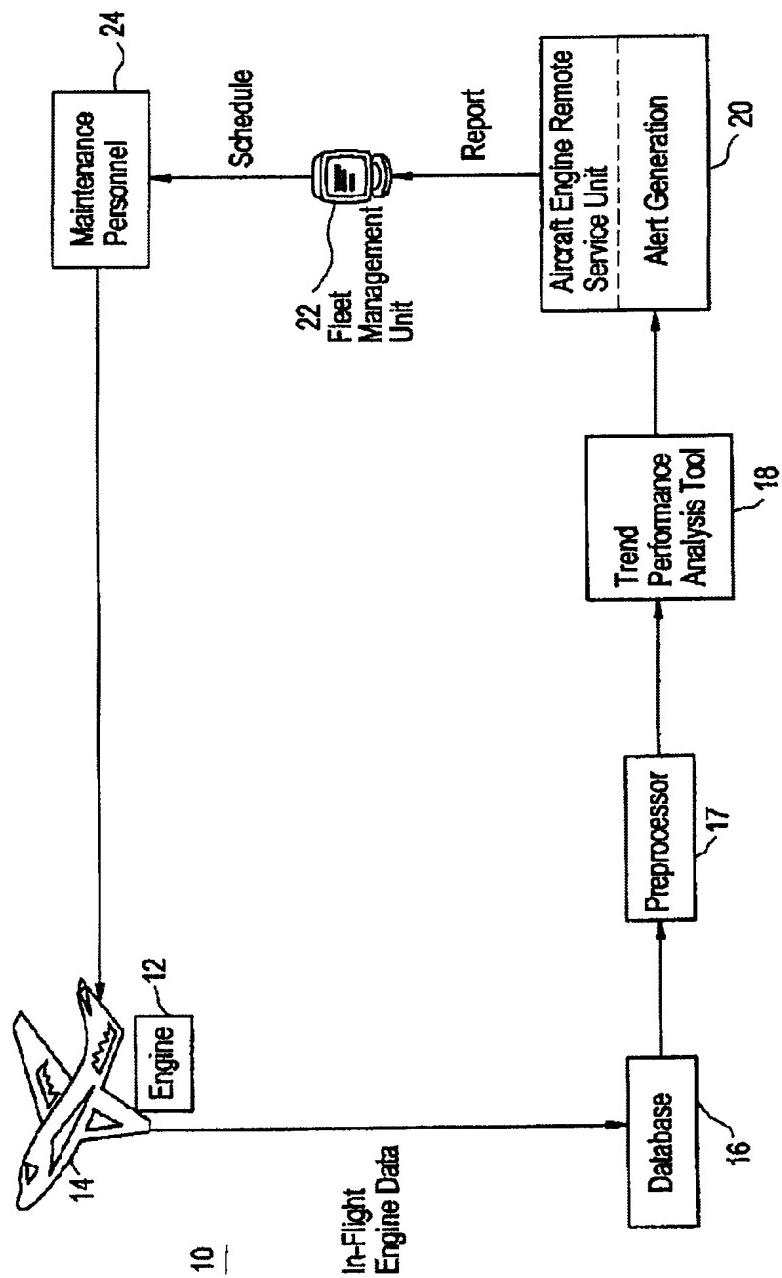


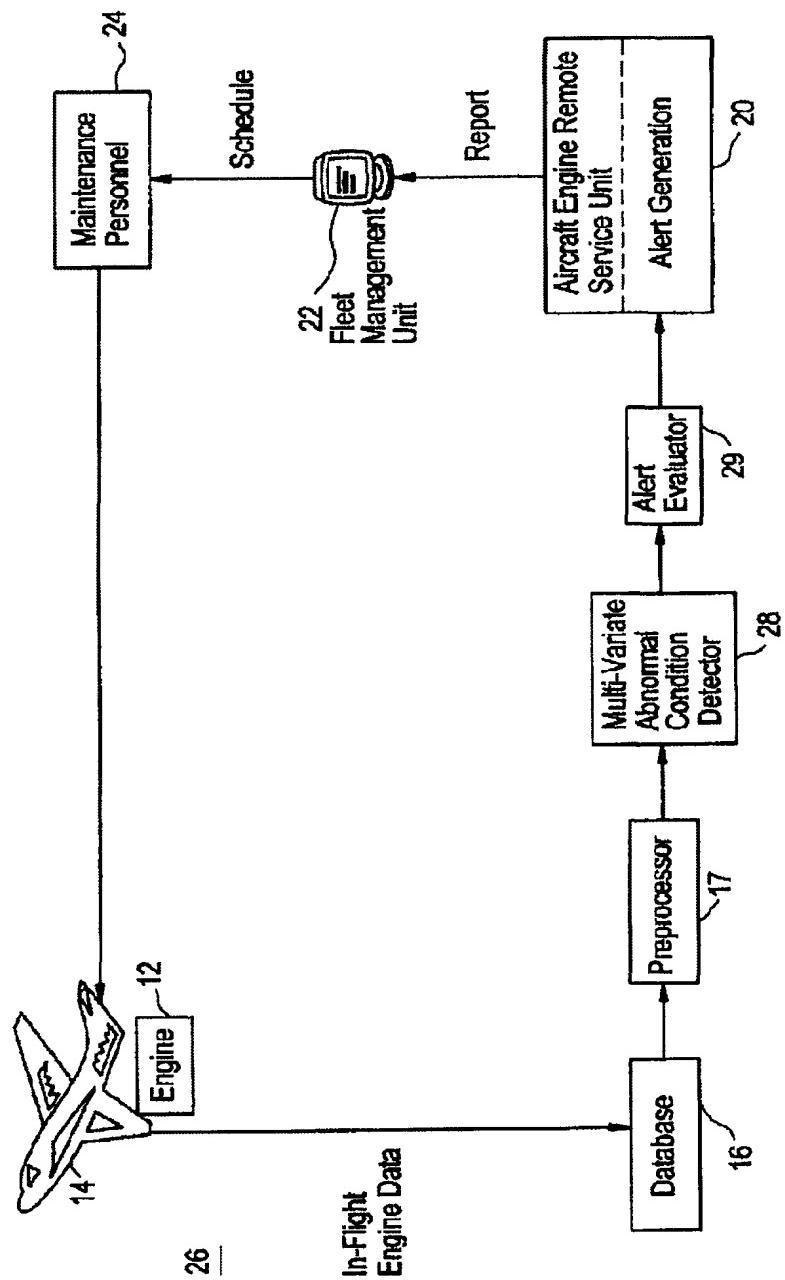
FIG. 2

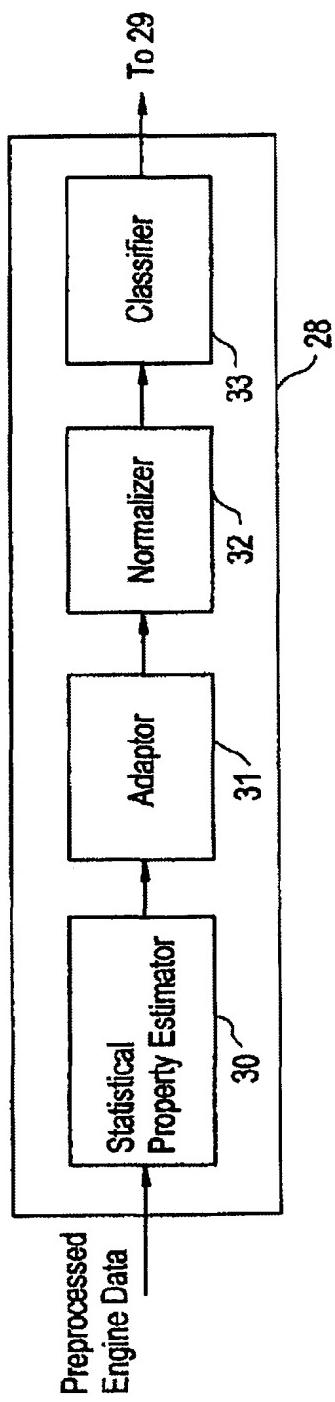
FIG. 3

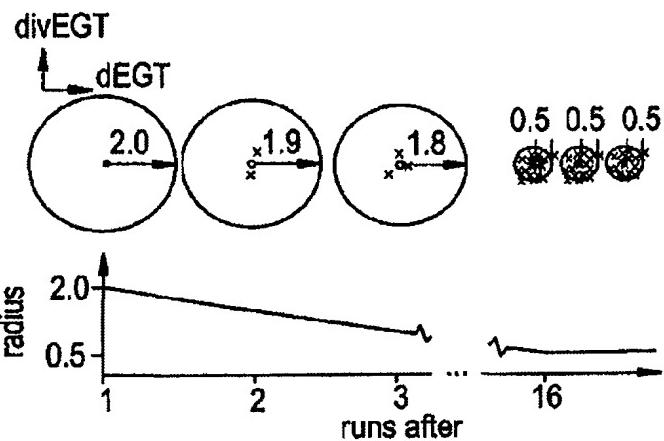
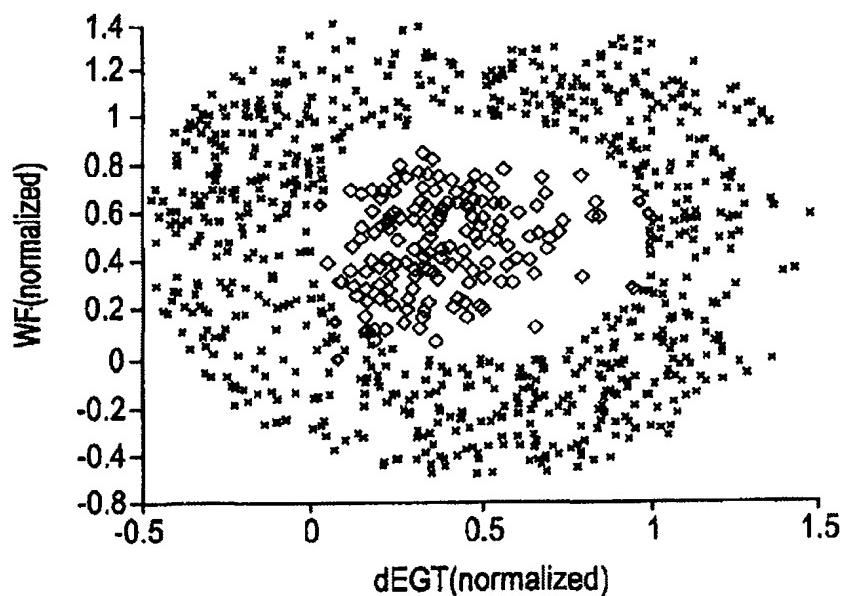
FIG. 4**FIG. 5**

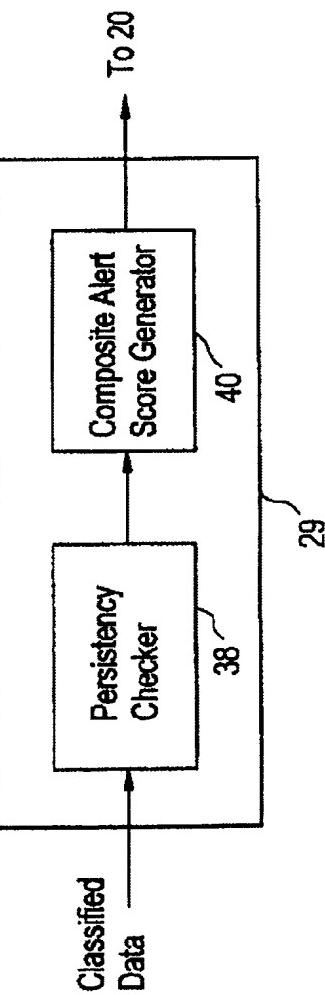
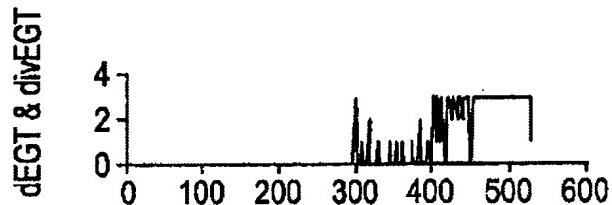
FIG. 6**FIG. 7A**

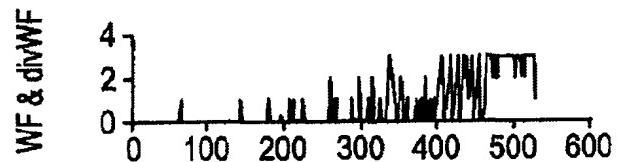
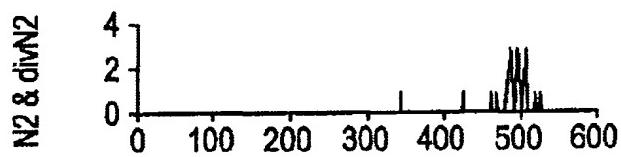
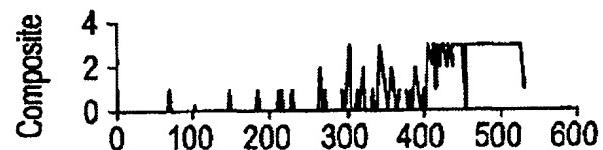
FIG. 7B**FIG. 7C****FIG. 7D**

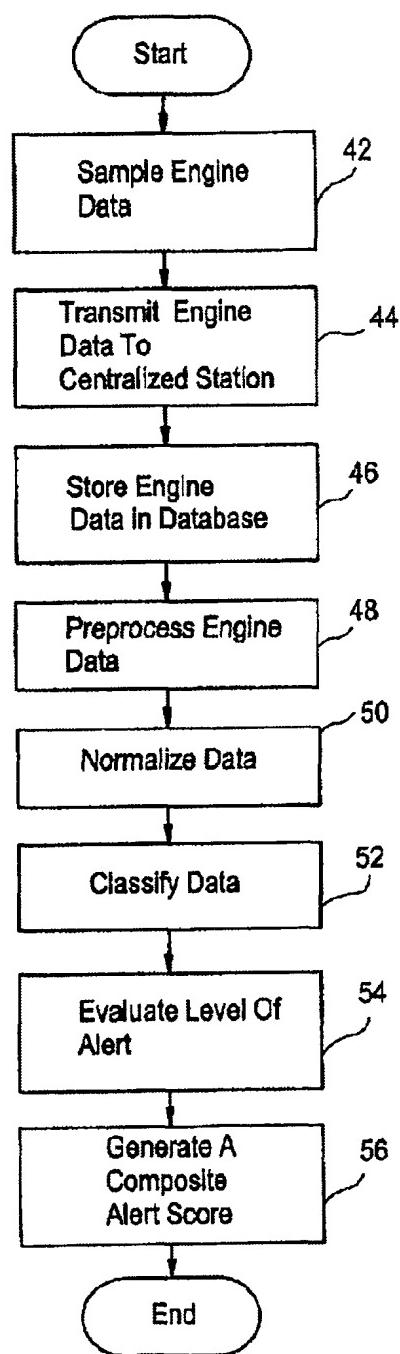
FIG. 8

FIG. 9

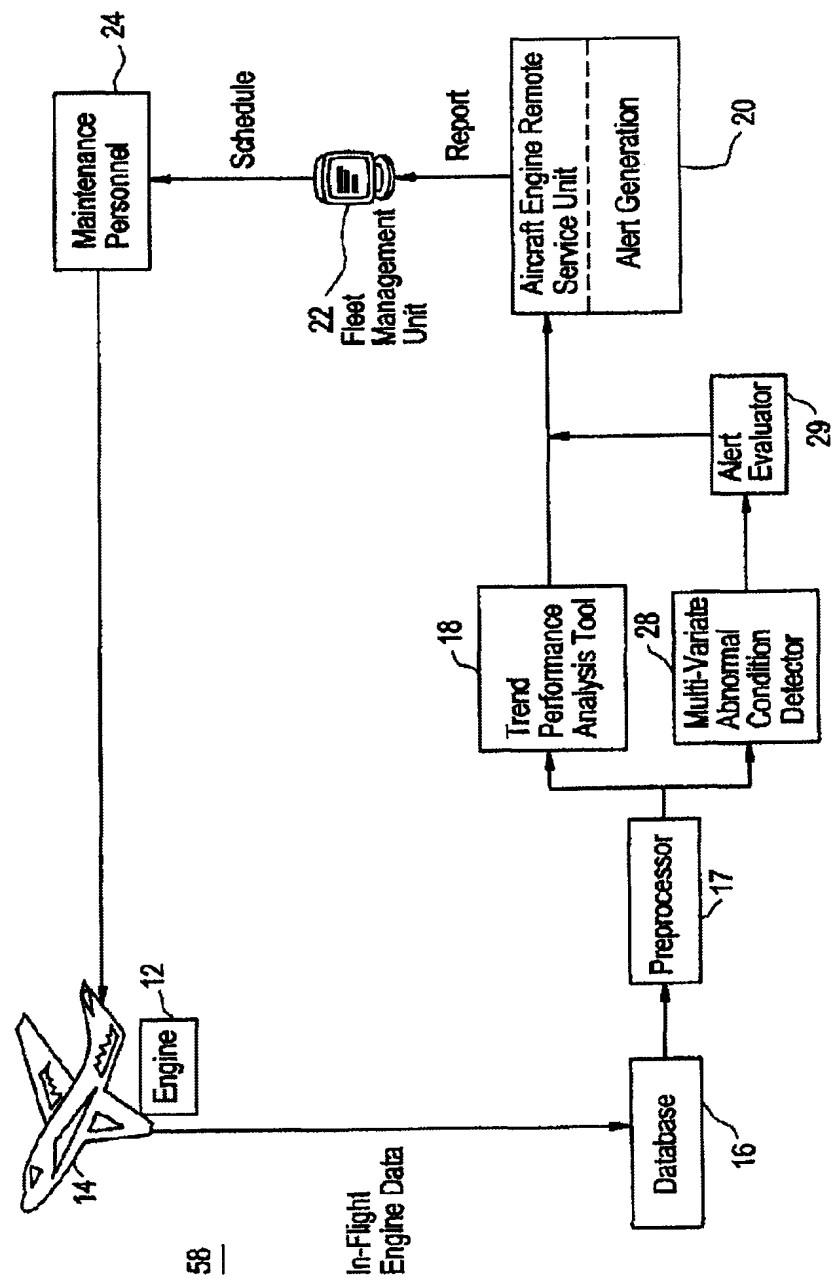


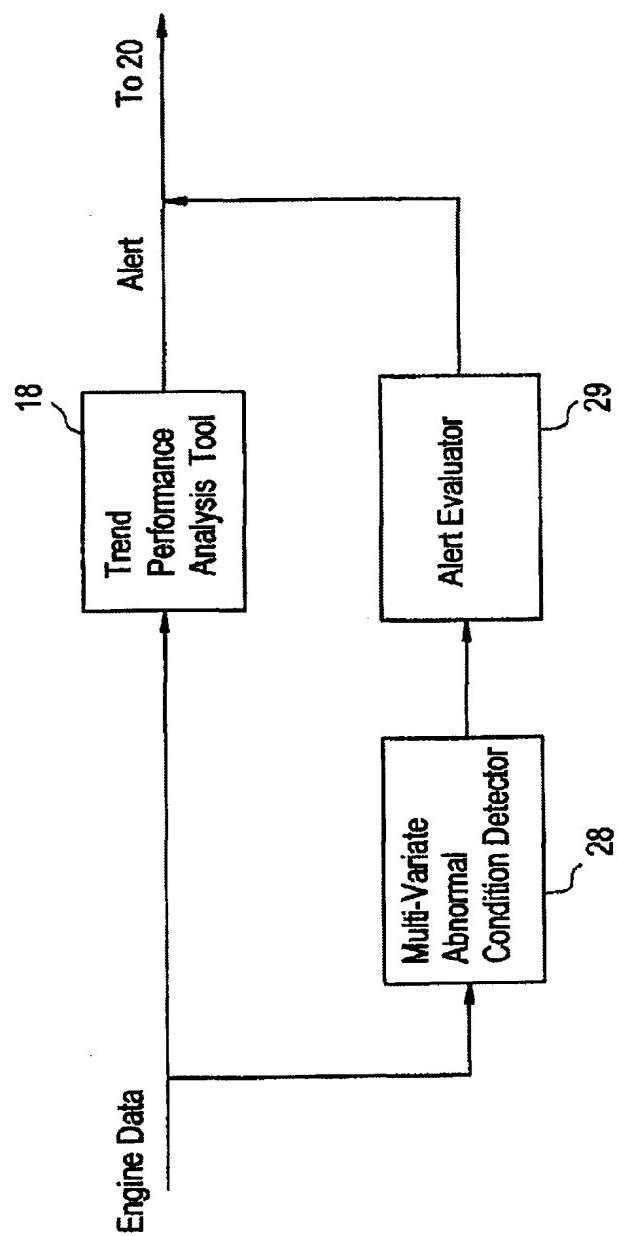
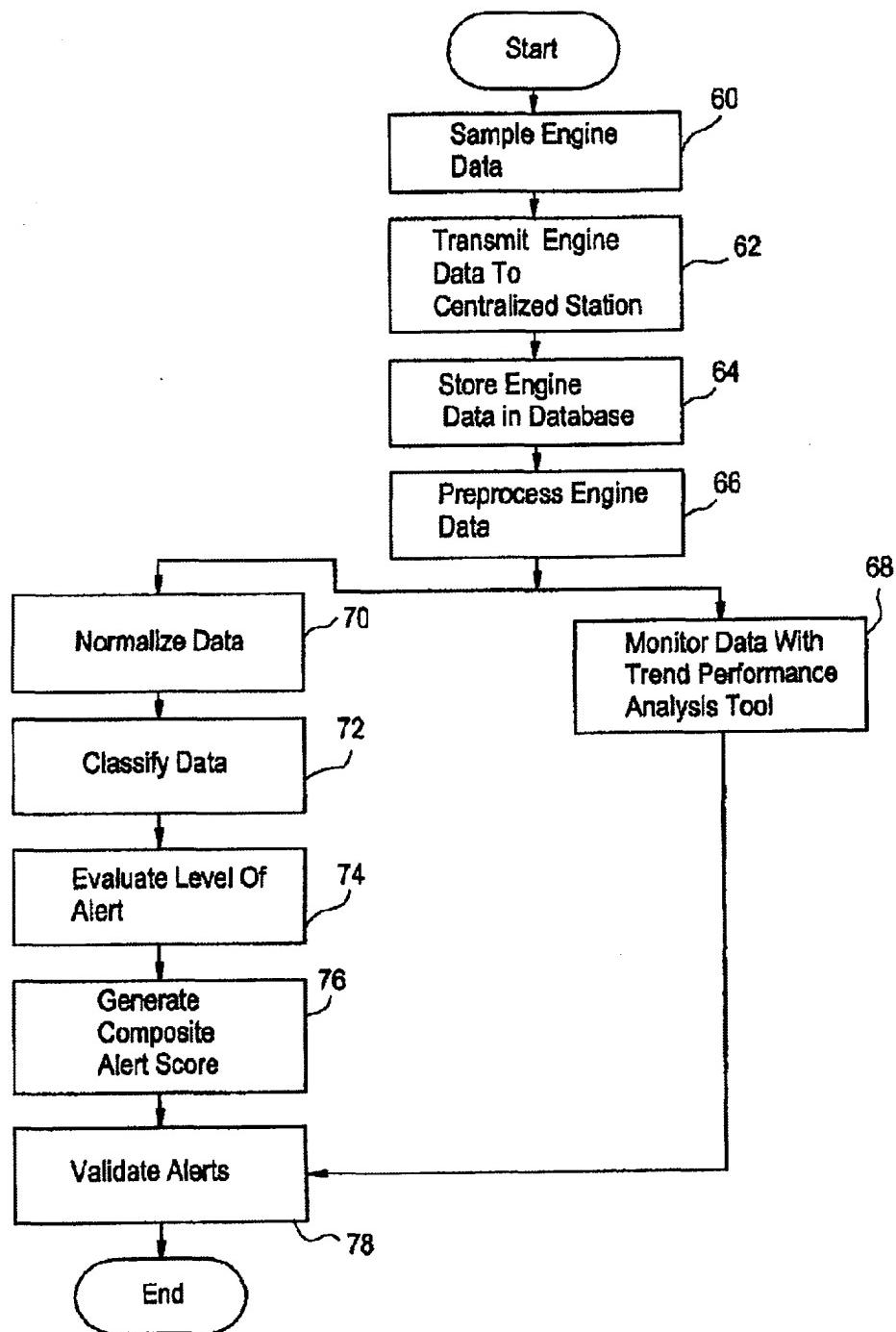
FIG. 10

FIG. 11

1. Abstract

This invention provides an improved alert generation system 26 and method for trend performance analysis. A multi-variate abnormal condition detector 28 normalizes data obtained from a process and classifies the data in a multi-dimensional space defined for the variables in the process. The normalized data are classified into either a normal or abnormal class. An alert evaluator 29 evaluates the data classified in the abnormal class and determines whether the data are a true alert or a false alert. In another embodiment, the multi-variate abnormal condition detector 28 and alert evaluator 29 are used in parallel with a trend performance analysis tool 18 to validate alerts generated therefrom.

2. Representative Drawing: Figure 2

D2

(19)日本国特許庁 (JP)

(12) 公開特許公報 (A)

(11)特許出願公開番号

特開2001-334999

(P2001-334999A)

(43)公開日 平成13年12月4日(2001.12.4)

(51) Int.Cl.⁷
 B 6 4 D 45/00
 F 0 2 D 45/00
 G 0 8 B 31/00

識別記号
 3 7 0

F I
 B 6 4 D 45/00
 F 0 2 D 45/00
 G 0 8 B 31/00

テーマコード(参考)
 A
 3 7 0 B
 A

審査請求 未請求 請求項の数10 O L 外国語出願 (全 51 頁)

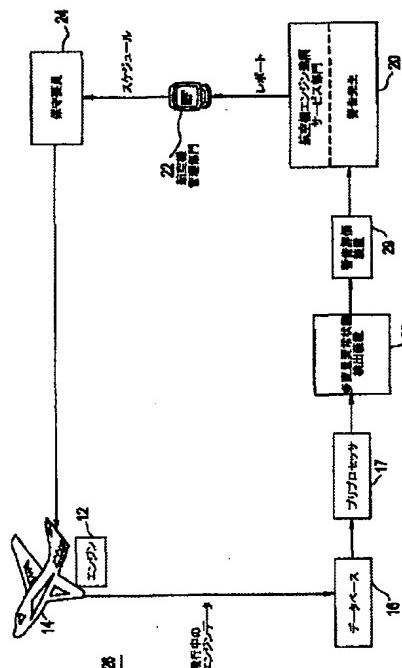
(21)出願番号 特願2001-22573(P2001-22573)
 (22)出願日 平成13年1月31日(2001.1.31)
 (31)優先権主張番号 09/492685
 (32)優先日 平成12年2月1日(2000.2.1)
 (33)優先権主張国 米国(US)

(71)出願人 390041542
 ゼネラル・エレクトリック・カンパニー
 GENERAL ELECTRIC COMPANY
 アメリカ合衆国、ニューヨーク州、スケネクタディ、リバーロード、1番
 (72)発明者 カイ・フランク・ゴーベル
 アメリカ合衆国、ニューヨーク州、ボールストン・レイク、レイク・ロード、122番
 (72)発明者 デビッド・レイシー・ドエル
 アメリカ合衆国、オハイオ州、メインビル、タバード・コート、7886番
 (74)代理人 100093908
 弁理士 松本 研一

(54)【発明の名称】 傾向性能解析に関する警告発生システム

(57)【要約】

【課題】 傾向性能解析に関する警告発生システム。
 【解決手段】 本発明は、傾向性能解析のための改良された警告発生システム(26)及び方法を提供するものである。多変量異常状態検出装置(28)が、プロセスから得られたデータを正規化し、そしてプロセス中の変数に関して定義された多次元空間内においてデータを分類する。正規化データは正常クラス又は異常クラスに分類される。次いで、警告評価装置(29)が異常クラスに分類されたデータを評価し、そしてそのデータが眞の警告であるか偽りの警告であるかを判定する。別の実施の態様においては、多変量異常状態検出装置(28)及び警告評価装置(29)を傾向性能解析ツール(18)と並列に使用することにより、それから発生する警告が確認される。



【特許請求の範囲】

【請求項1】 プロセスから得られたデータに基づいて警告を発生するためのシステム（26）において、データを正規化するための正規化装置（32）と、前記プロセス中の複数の変数に関して定義された多次元空間内において前記正規化データを分類するための分類装置（33）であって、前記正規化データは前記多次元空間内に定義された正常クラス又は異常クラスに分類されると共に、前記正常クラスは前記プロセスに関する正常な運転条件を表わし、また前記異常クラスは前記プロセスにおける潜在的な警告条件を表わすような分類装置（33）と、関連する変数に関して前記分類データの警戒レベルを評価するための警戒レベル評価装置（29）であって、前記異常クラスに分類される疑わしいデータの読みの後では前記警戒レベルを増加させると共に、前記正常クラスに分類されるデータの読みの後では前記警戒レベルを減少させるような警戒レベル評価装置（29）と、前記警戒レベルに従って前記関連する変数のそれぞれに関して警告評点を生成するための警告評点生成装置（29）とを含むことを特徴とするシステム（26）。

【請求項2】 前記正規化装置（32）が特定の中心点の回りに前記データを配置するための手段から成る請求項1記載のシステム（26）。

【請求項3】 前記分類装置がファジィ k n n アルゴリズムを用いて前記正常クラス及び前記異常クラスにデータを分類する請求項1記載のシステム（26）。

【請求項4】 得られたデータの複数の統計的性質を評価するための統計的性質評価装置（30）を更に含む請求項1記載のシステム（26）。

【請求項5】 前記統計的性質評価装置（30）が前記分類データの平均値及び標準偏差を評価する請求項4記載のシステム（26）。

【請求項6】 前記統計的性質評価装置（30）によって評価された統計的性質を平滑化するためのアダプタ（31）を更に含む請求項4記載のシステム（26）。

【請求項7】 前記警告条件が故障、障害状態、又は初期故障状態の症状のうちの少なくとも1者を表わす請求項1記載のシステム（26）。

【請求項8】 前記警告評点生成装置（29）が前記関連する変数のそれぞれの警告評点を総合して複合評点を求める請求項1記載のシステム（26）。

【請求項9】 航空機エンジン（12）プロセスから得られたデータに基づいて警告を発生するためのシステム（26）において、前記航空機エンジン（12）プロセスから得られたデータを正規化するための正規化装置（32）と、前記航空機エンジン（12）プロセス中の複数の変数に関して定義された多次元空間内において前記正規化データを分類するための分類装置（33）であって、前記正規化データは前記多次元空間内に定義された正常クラス又は異常クラスに分類されると共に、前記正常

正常クラスは前記航空機エンジン（12）プロセスに関する正常な運転条件を表わし、また前記異常クラスは前記航空機エンジン（12）プロセスにおける潜在的な警告条件を表わすような分類装置（33）と、関連する変数に関して前記分類データの警戒レベルを評価するための警戒レベル評価装置（29）であって、前記異常クラスに分類される疑わしいデータの読みの後では前記警戒レベルを増加させると共に、前記正常クラスに分類されるデータの読みの後では前記警戒レベルを減少させるような警戒レベル評価装置（29）と、前記警戒レベルに従って前記関連する変数のそれぞれに関して警告評点を生成するための警告評点生成装置（29）とを含むことを特徴とするシステム（26）。

【請求項10】 航空機エンジン（12）プロセスから得られたデータに基づいて警告を発生するための方法において、前記航空機エンジン（12）プロセスから得られたデータを正規化する工程と、前記航空機エンジン（12）プロセス中の複数の変数に関して定義された多次元空間内において前記正規化データを分類する工程であって、前記正規化データは前記多次元空間内に定義された正常クラス又は異常クラスに分類されると共に、前記正常クラスは前記航空機エンジン（12）プロセスに関する正常な運転条件を表わし、また前記異常クラスは前記航空機エンジン（12）プロセスにおける潜在的な警告条件を表わすような工程と、関連する変数に関して前記分類データの警戒レベルを評価する工程であって、前記異常クラスに分類される疑わしいデータの読みの後では前記警戒レベルを増加させると共に、前記正常クラスに分類されるデータの読みの後では前記警戒レベルを減少させるような工程と、前記警戒レベルに従って前記関連する変数のそれぞれに関して警告評点を生成する工程とを含むことを特徴とするシステム（26）。

【請求項11】 前記航空機エンジン（12）プロセスから得られたデータに基づいて警告を発生するための方法において、前記航空機エンジン（12）プロセスから得られたデータを正規化する工程と、前記航空機エンジン（12）プロセス中の複数の変数に関して定義された多次元空間内において前記正規化データを分類する工程であって、前記正規化データは前記多次元空間内に定義された正常クラス又は異常クラスに分類されると共に、前記正常クラスは前記航空機エンジン（12）プロセスに関する正常な運転条件を表わし、また前記異常クラスは前記航空機エンジン（12）プロセスにおける潜在的な警告条件を表わすような工程と、関連する変数に関して前記分類データの警戒レベルを評価する工程であって、前記異常クラスに分類される疑わしいデータの読みの後では前記警戒レベルを増加させると共に、前記正常クラスに分類されるデータの読みの後では前記警戒レベルを減少させるような工程と、前記警戒レベルに従って前記関連する変数のそれぞれに関して警告評点を生成する工程とを含むことを特徴とする方法。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の背景】 本発明は傾向性能解析に関するものであって、更に詳しく言えば、複合変化評点を使用しながら多重センサ環境における異常状態を検出する技術に関する。

【0002】 傾向性能解析は、通例、工学的プロセスに関するセンサデータ及び導出値を監視しつつ解析するために使用される。傾向性能解析が使用される工学的プロセスの一例は、航空機エンジンに関するものである。この例においては、飛行中の様々な時点において飛行機からエンジンデータが標本抽出され、そして地上のステーションに送信される。データは収集され、そしてその特定の航空機群に関する航空機エンジン専門家に分配される。データは予備処理され、そして傾向性能解析ツールによって評価される。詳しく述べれば、傾向性能解析ツールは多数のエンジン変数を監視する。各々の変数に関するデータは、傾向を示す基線データと比較される。特

定の変数に関するデータが所定の限界値を越え、かつそのデータがアウトライアと見なされなければ、傾向性能解析ツールは警告を発する。通例、各々の変数に関する所定の警告限界値は飛行機のコックピット内に障害警告フラグを生成する限界よりも低いレベルに設定されている。詳しく述べれば、各々の変数に関する所定の警告限界値は、その飛行機に関して収益損失をもたらす可能性のある事態が生じる前に潜在的な問題に気付かせるようなレベルにある。潜在的な収益損失状況の実例としては、飛行機の離陸不能、エンジンの損傷、出発の遅れ、などが挙げられる。

【0003】傾向性能解析ツールが警告を発した後、航空機エンジン専門家は各々の変数に関する傾向チャートを調べ、そして更なる処置を正当化するような事態が本当に起こったのかどうかを判定する。もしいずれの傾向チャートにおけるデータが疑わしい場合には、航空機エンジン専門家はその特定の飛行機に係わる航空機管理部門に通報し、そして更なる診断のための処置及び（又は）警告の原因を修正するための処置を提案する。可能な処置の実例としては、エンジンのボアスコープ検査、エンジンの洗浄、エンジンのオーバホール、などが挙げられる。このようなアプローチの問題点の1つは、更なる診断処置又は補修処置を正当化しない偽りの警告が数多く発生することである。偽りの警告が数多く発生するのには幾つかの理由がある。1つの理由は、データの品質がエンジン間でかなり変動することである。もう1つの理由は、変数に関する所定の警告閾値レベルが全世界的に設定されていて、個々の飛行機について選択できないことである。過剰な数の警告の発生に係わるその他の理由としては、較正不良のセンサや劣化したセンサから発生するノイズ、欠陥のあるデータ収集システムの使用、及び正常な運転条件を絶えず変化させるエンジンの緩慢な摩耗が挙げられる。

【0004】あまりに多くの警告が発生すると、航空機エンジン専門家は傾向チャートを絶えず検討して真の警告から偽りの警告を取除かなければならない。多数のエンジンを監視しなければならない場合（事実、多くの飛行機群を監視しなければならないのが通例である）、傾向チャートを絶えず検討することは非常に時間のかかる仕事である。その上、偽りの確信的な警告が数多く存在すると、真の警告に対する専門家の感覚が鈍くなることもある。それ故、専門家に真の疑わしい事態を警告すると共に、偽りの確信的な警告を減少させ、かつ真の警告を検出する能力を犠牲にすることなく傾向性能解析ツールによって発生される過剰な数の偽りの警告を低減するために役立つような機構が要望されているのである。

【0005】

【発明の概要】本発明は、データを分類するための多次元アプローチと共に異常状態検出を使用することによって真に疑わしい状況を発見することができる。異常状態

検出は、観測結果を特定の障害に分類しようとはしない。その代り、異常状態検出はデータを2つのクラス（すなわち、「正常」クラス及び「異常」クラス）に分類する。本発明においては、幾つかの関連するエンジン変数に関するデータを評価し、そしてそれらのデータを正常クラス又は異常クラスに分類することによって異常なエンジン状態が検出される。

【0006】エンジンの状態を査定するためには、データを評価することによって警告レベルが決定される。このような評価に際しては、関連するエンジン変数に関するデータを多変量レベルで検査することによってシフトが検出される。一般に、同時にシフトしている変数が多いほど、疑わしい変化が存在している可能性が高い。持続性チェックが、より疑わしいデータに出会うたびに警戒レベルを増加させ、また正常データに出会うたびに警戒レベルを減少させる。持続性チェックの効果は、警告が早まって報告されないようにすることである。それどころか、持続性チェックは警戒レベルを増加させる前に確認を要求する。従って、正常クラスから異常クラスへのアウトライア及び異常クラスから正常クラスへのアウトライアが、警告機構を誤ってリセットすることはない。持続性チェックによって決定された警戒レベルに基づき、複合警告評点生成装置が関連するエンジン変数のそれぞれに関して警告評点を生成する。複合警告評点生成装置は、関連する変数のそれぞれに関する警告評点を総合し、そして総合評点に関する警戒レベルが所定の閾値を越えた場合に警告を発する。

【0007】本発明の実施の一態様に従えば、プロセスから得られたデータに基づいて警告を発生するためのシステム及び方法が提供される。この実施の態様においては、正規化装置がデータを正規化する。次いで、分類装置がプロセス中の複数の変数に関して定義された多次元空間内において正規化データを分類する。正規化データは、多次元空間内に定義された正常クラス又は異常クラスに分類される。正常クラスはプロセスに関する正常な運転条件を表わし、また異常クラスはプロセスにおける潜在的な警告条件を表わす。警告レベル評価装置が、関連する変数に関して分類データの警戒レベルを評価する。警告レベル評価装置は、異常クラスに分類される疑わしいデータの読みの後では警戒レベルを増加させ、また正常クラスに分類されるデータの読みの後では警戒レベルを減少させる。更に、警告評点生成装置が警戒レベルに従って関連する変数のそれぞれに関して警告評点を生成する。

【0008】本発明の別の実施の態様に従えば、プロセスから得られたデータを監視するために使用される傾向性能解析ツールから発生される警告を確認するためのシステム及び方法が提供される。この実施の態様においては、正規化装置が傾向性能解析ツールによって監視されるデータを正規化する。次いで、分類装置がプロセス中

の複数の変数に関して定義された多次元空間内において正規化データを分類する。正規化データは、多次元空間内に定義された正常クラス又は異常クラスに分類される。正常クラスはプロセスに関する正常な運転条件を表わし、また異常クラスはプロセスにおける潜在的な警告条件を表わす。警告レベル評価装置が、関連する変数に関して分類データの警戒レベルを評価する。警告レベル評価装置は、異常クラスに分類される疑わしいデータの読みの後では警戒レベルを増加させ、また正常クラスに分類されるデータの読みの後では警戒レベルを減少させる。更に、警告評点生成装置が警戒レベルに従って関連する変数のそれぞれに関して警告評点を生成する。この警告評点が所定の基準を満足すれば、傾向性能解析ツールから発生された警告は有効である。

【0009】

【好適な実施の態様の詳細な説明】本発明に係わる警告発生の改善は飛行機のごとき航空機によって使用される航空機エンジンに関連して記載されるが、その他の航空機（たとえば、ヘリコプタ）も可能である。また、本発明は航空機エンジンに関連して記載されるが、タービン、動力装置、機関車、化学的又は機械的プロセスプラント、あるいはシステム挙動の監視又は診断が所望される場合にセンサデータを生成するその他のプロセスをはじめとする任意のシステムと共に本発明を使用することができる。図1は、先行技術に従って航空機エンジン12を監視しつつ保守するためのシステム10を示すブロック図である。このシステム10においては、飛行機10の航空機エンジン12からエンジンデータが標本抽出される。すなわち、エンジンデータは飛行の様々な時点（たとえば、離陸時、上昇時、及び巡航時）において連続的又は離散的に標本抽出される。かかるエンジンデータは飛行中又は飛行後において集中データセンタに送信され、そしてデータベース16中に保存される。次いで、データは収集され、分散され、そしてプリプロセッサ17において予備処理される。

【0010】予備処理の後、多数のエンジン変数を監視する傾向性能解析ツール18によってデータの特徴が評価される。データの特徴とは、システム内における更なる処理に適合しない誤差を取り除いた生データ、あるいは生データを越えた情報（たとえば、統計的性質、異なる領域への変換、主成分解析など）を与えるように変形されたデータである。傾向性能解析ツール18は、技術的プロセスのオンラインセンサデータ、変数及び特徴を監視することのできる任意の汎用傾向性能解析ツールであり得る。特徴は傾向を示す基線の特徴と比較される。特定の変数に関する特徴が所定の限界値を越えると、傾向性能解析ツール18は遠隔サービス部門20に対して警告を発する。警告は、故障、障害状態、又は初期故障状態の症状を表示する。遠隔サービス部門20に配置された航空機エンジン専門家は、傾向チャート及び傾向性能

解析ツール18の発する警告を監視する。次いで、航空機エンジン専門家は真の警告が存在するかどうかを判断し、そして航空機管理部門22へのレポートを作成する。レポートが補修又は診断処置の必要を提案していれば、航空機管理部門22の職員は提案された処置のスケジュールを作成する。その後、保守要員24は航空機管理部門22によって作成されたスケジュールに示された通りの処置（たとえば、エンジンのボアスコープ検査、エンジンの洗浄、又はエンジンのオーバホール）を実行する。

【0011】前述の通り、先行技術に従って航空機エンジンを監視しつつ保守するためのシステム10に付随する問題の1つは、更なる診断又は補修処置を正当化しない数多くの偽りの警告が傾向性能解析ツール18から発せられることである。あまりに多くの警告が発せられると、航空機エンジン専門家は絶えず傾向チャートを検討して偽りの警告を真の警告から識別しなければならない。航空機エンジン専門家は特定の航空機群に関する多数のエンジンを監視する責任を負っているのが通例であるから、傾向チャートを絶えず検討することは航空機エンジン専門家にとって非常に時間のかかる仕事である。その上、それが真の警告に対する専門家の注意力を鈍らせることがある。

【0012】図2は、本発明に従って航空機エンジンを監視しつつ保守するためのシステム26を示すブロック図である。この実施の態様においては、多変量異常状態検出装置28を用いて警告が検出される。先ず最初に、多変量異常状態検出装置28は航空機エンジン12からの予備処理データのある種の統計的性質を評価し、そして評価された性質を平滑化することによって時間の経過に伴って起こる緩慢なドリフトを示すようとする。次いで、多変量異常状態検出装置28はデータを正規化する。詳しく述べれば、航空機エンジンに関して定義された変数が個別に正規化される。正規化される航空機エンジン変数としては、基線排ガス温度（EGT）からの偏差であるデルタ排ガス温度（d EGT）、燃料流量（WF）、コア速度（N2）、及び問題のエンジンの生EGTと全てのエンジンの生EGTの平均との差であるEGT発散（d i v EGT）が挙げられる。その他の変数

〔たとえば、問題のエンジンのWFと全てのエンジンのWFの平均との差であるWF発散（d i v WF）、及び問題のエンジンのN2と全てのエンジンのN2の平均との差であるN2発散（d i v N2）〕を正規化することもできる。これらの変数は、本発明において正規化し得る航空機エンジン変数の一部を例示するものであって、余す所の無いリストではない。多変量異常状態検出装置28は航空機エンジン変数に関する正規化データを同時に評価するのであって、一度に1つずつのプロセス変数を評価するのではない。詳しく述べれば、多変量異常状態検出装置28は複数のエンジン変数に関して定義され

た多次元空間内において正規化データを分類する。正規化データは、多次元変数空間内に定義された正常クラス及び異常クラスに分類される。正常クラスは航空機エンジンに関する正常な運転条件を表わし、また異常クラスは該エンジンにおける潜在的な警告条件を表わす。多変量異常状態検出装置28によって実行される統計的性質評価工程、平滑化工程、正規化工程及び分類工程を以下に一層詳しく説明する。

【0013】図2のシステム26はまた、分類されたデータを評価して該データが眞の警告か偽りの警告かを判定する警告評価装置29をも含んでいる。詳しく述べれば、警告評価装置29はデータの警戒レベルを生成する。更に詳しく述べれば、警告評価装置29は関連変数のそれぞれの読みに対してデータの警戒レベルを生成する。関連変数とは、d EGTとd iv EGT、WFとd iv WF、及びN2とd iv N2であり得る。各々の警戒レベルは、疑わしいデータを表わしている。疑わしいデータに出会った場合、読みの警戒レベルは1点だけ増加させられる。もし次のデータの読みが正常であれば、警戒レベルは1点だけ減少させられる。次いで、警告評価装置29は関連変数のそれぞれに関する警戒レベルに基づいて警告評点を生成する。その後、警告評価装置29はそれらの警告評点を総合し、そして個々の関連変数対に関する複合警告評点を生成する。警告評価装置29によって実行される工程を以下に一層詳しく説明する。

【0014】図3は、多変量異常状態検出装置28の詳*

$$\hat{x}(k) = \bar{x}(k-1) + \frac{(x(k) - \bar{x}(k-1))}{n} \quad (1)$$

【0017】式中、 $x(k)$ は時刻 k における現在のデータ点であり、

【0018】

【数2】

$$\bar{x}(k)$$

【0019】は時刻 k における評価平均値であり、

【0020】

$$\sigma(k) = \sqrt{s(k) - \bar{x}(k)^2}$$

【0023】式中、

【0024】

【数5】

$$\sigma(k)$$

【0025】は時刻 k における標準偏差の評価値であり、 $s(k)$ は補助変数であり、そして

【0026】

$$s(k) = s(k-1) + \frac{x(k)^2 - s(k-1)}{n} \quad \star$$

【0029】式中、 $s(k-1)$ は時刻 k-1 における補助変数であり、 $x(k)$ は時刻 k におけるデータ点であ

* 細図である。多変量異常状態検出装置28は、プリプロセッサ17から予備処理されたエンジン変数データを受取る。プリプロセッサ17は、いかなる特定の変数に関しても入力データの欠落が存在しないことを保証すると共に、かかるデータが新しいデータであること（すなはち、以前の運転に由来するデータの反復入力が存在しないこと）を保証する。万が一古いデータを発見すると、プリプロセッサ17はそれを無視し、そして新しいと判明したデータのみを採用する。これは、同じデータが繰返して処理されるのを防止するためである。データの日付は、到来したデータを各々のエンジンに関して処理された最後の飛行について記憶された日付／時刻スタンプと比較することによって決定される。より多くのデータが得られるのに伴い、以後は日付／時刻スタンプが更新される。

【0015】図3について説明すれば、多変量異常状態検出装置28は予備処理されたデータのある種の統計的性質（たとえば、データの平均値及び標準偏差並びに正常領域の平均値）を評価する統計的性質評価装置30を含んでいる。なお、統計的性質評価装置30は前回の計算の平均値、仮想窓のサイズ、前回の計算の標準偏差、及び一時的変数のみを用いて「オン・ザ・フライ」方式で平均値及び標準偏差を評価することが好ましい。詳しく述べれば、平均値の評価は次式に従って行われる。

【0016】

【数1】

$$\bar{x}(k-1)$$

【0021】は時刻 k-1 における評価平均値であり、そして n は仮想窓のサイズである。また、標準偏差の評価は次式に従って行われる。

【0022】

【数4】

$$(2)$$

40★ 【数6】

$$\bar{x}(k)$$

【0027】は時刻 k における評価平均値である。標準偏差に関する補助変数 (s) は、次式に従って評価される。

【0028】

【数7】

$$(3)$$

50 助変数であり、 $x(k)$ は時刻 k におけるデータ点であ

り、そしてnは仮想窓のサイズである。

【0030】再び図3について説明すれば、多変量異常状態検出装置28は統計的性質評価装置30によって評価された統計的性質を平滑化するためのアダプタ31をも含んでいる。アダプタ31の使用目的は、平均値及び標準偏差に関する評価結果を平滑化し、そして時間の経過に伴って緩慢なドリフトを示すようにすることにある。緩慢なドリフトは機械的、化学的及び熱的摩耗の関数であって、警告条件よりも遙かに小さい。本質的に、アダプタ31は統計的性質評価装置の上方に位置する指¹⁰

$$\tilde{x}(k) = \alpha \tilde{x}(k-1) + (1-\alpha) \hat{x}(k)$$

【0032】式中、

【0033】

【数9】

$$\tilde{x}(k)$$

※

$$\tilde{\sigma}(k) = \alpha \tilde{\sigma}(k-1) + (1-\alpha) \hat{\sigma}(k)$$

(4)

* 【0034】は平滑化された平均値であり、そして α は平滑化定数である。また、標準偏差を適応させるための式は次のように定義される。

【0035】

【数10】

※ (5)

【0036】式中、

【0037】

【数11】

$$\tilde{\sigma}(k)$$

【0038】は平滑化された標準偏差である。

【0039】多変量異常状態検出装置28はまた、平滑化されたエンジン変数データを正規化する正規化装置32をも含んでいる。正規化装置32はデータを取り込み、そして特徴空間内の任意の点であり得る特定の中心点の回りにそれらを配置する。たとえば、二次元空間に関しては、中心点は点(0, 0)、点(0, 5, 0, 5)などであり得る。次いで、正規化装置32はユーザ指定の分散を使用しながら各々の変数に関して正規化を実行す★

$$x_{\text{normalized}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}},$$

20★る。正規化装置32は、正規化パラメータに従い、各々のエンジン変数(すなわち、dEGT、WF、N2及びEGT発散)に関してエンジンデータを個別に正規化する。詳しく述べれば、各々の変数に関し、(たとえば、監視により)「正常」であると確認されたユーザ指定の所定数の初期データの読みを使用することによって正規化パラメータが求められる。それ以後の全てのデータの読みについては、正規化パラメータに従ってスケーリングが施される。幾つかの正規化方法を使用することができるが、好適なものは次式によって支配されるものである。

【0040】

【数12】

(6)

【0041】式中、 $x_{\text{normalized}}$ は正規化された変数であり、 x は生の読みであり、 x_{\max} は

【0042】

【数13】

$$x_{\max} = \text{mean} + \text{stretch_radius} \cdot \text{scale} \cdot \sigma;$$

【0043】によって計算されたデータの最大値であ☆

$$x_{\min} = \text{mean} - \text{stretch_radius} \cdot \text{scale} \cdot \sigma \quad (8)$$

【0045】によって計算された、初期化集合内のデータの最小値である。

【0046】上記式中のstretch#radiusは、(first#nによって支配される) 初期化期間中は大きくかつ該初期◆

$$\text{stretch_radius} = \max \left(1, \text{current_counter} \cdot \frac{(1 - \text{init_radius})}{\text{first_n}-1} + \text{init_radius} - \frac{(1 - \text{init_radius})}{\text{first_n}-1} \right)$$

【0048】によって計算される。式中、current#coun 50 ter は初期化後におけるプロセスの運転回数であり、in

☆り、 σ は平均値の回りにおける標準偏差の数(この数は異常状態として分類されることなしにデータが変動し得る範囲を決定する)であり、そして x_{\min} は

【0044】

【数14】

◆化期間中に単位円にまで縮小する半径を表わす変数である。それは、

【0047】

【数15】

$it\#radius$ は（単位円よりも大きい）初期半径であり、また $first\#n$ はシステムの運転回数で表わされる初期化期間である。

【0049】エンジンデータの正規化は、軽微な設計上の相違や材料の相違のごとき目盛定め又は制約条件の差の影響を受けるデータの比較を可能にする。航空機エンジンの例について言えば、それは摩耗状態が異なりかつ変数の調整状態が異なる航空機エンジン同士の比較を可能にする。かかる正規化の基礎を成す事実は、特定の故障が方向性を持った情報を有することであって、これはエンジンの差、そして更にはエンジン系統の差を越えて保持される。たとえば、可変抽気弁（V B V）の故障は d E G T、WF、N 2 及び E G T 発散の増加をもたらす。他方、異なる部品の故障（たとえば、C クリップの故障）は d E G T、WF 及び E G T 発散の増加をもたらすが、N 2 は低下する。これらの特徴的な変化は、上記のごとき摩耗の差やその他の変動に係わりなく認めることができる。かかる正規化はまた、いずれもエンジンパラメータの変化を伴うのが通例であるエンジンの変更、制御装置の変更、大がかりな保守などを行った後にアルゴリズムをリセットするという役割をも有している。かかる正規化は、新しいパラメータ設定値に対してエンジンを較正するための半自動機構を提供する。 $first\#n$ のデータ点（n はユーザによって指定されるべき数である）は「正常」なものでなければならないが、それはユーザによって検証されなければならない。

【0050】システムが再初期化された場合、修正過程が誤った分類なしに正しく進行するようになるため、最初はデータにより大きい分散が付与される。これは、初期データに対してより大きい半径を使用することによって達成することができる。その半径はそれぞれの新しいデータ点に対して順次に縮小され、そして分散に関する所定の半径に到達するまで続けられる。それ以後、半径は縮小されない。図 4 は、正規化装置 3 2 によって実行される初期化及び正規化の一例を示している。

【0051】再び図 3 について説明すれば、多変量異常状態検出装置 2 8 は分類装置 3 3 をも含んでいる。分類装置 3 3 は、航空機エンジン 1 2 に関して定義された多次元変数空間内において正規化データを分類するものである。多次元変数空間は d E G T、WF、N 2、d i v * 40

$$u_i(x) = \frac{\sum_{j=1}^k u_j \left(\frac{1}{\|x - x_j\|^{\frac{2}{m-1}}} \right)}{\sum_{j=1}^k \left(\frac{1}{\|x - x_j\|^{\frac{2}{m-1}}} \right)}$$

【0055】式中、 x はデータ点であり、 u はクラス（メンバーシップ）への所属の程度であり、そして m は

* E G T、d i v W F 及び d i v N 2 から成ることが好ましい。前述のごとく、分類装置 3 3 は多次元変数空間内において定義された正常クラス及び異常クラスに正規化データを分類する。正常クラスは航空機エンジンに関する正常な運転条件を表わし、また異常クラスは該エンジンにおける潜在的な警告条件を表わす。

【0052】分類装置 3 3 は、ファジィ k n n（k 最近接点）アルゴリズムを使用することにより、測定値が正常クラス又は異常クラスのいずれに所属するかを判定する。正常クラスの代表例は正規化データの平均値を中心とする円の内部にあると仮定され、そしてそれに従って生成される。それを越えるデータは異常と見なされ、そして分類を実行する各回の運転の開始時に正常クラス及び異常クラスに関するプロトタイプデータセットが生成される。図 5 は、本発明に従って実行された二次元分類のプロットの一例を示している。

【0053】ファジィ k n n アルゴリズムは k 最近接点を見出し、そして正常クラス又は異常クラスへの所属の程度を計算する。本発明は、「IEEE・トランザクションズ・オブ・システムズ・マン・アンド・サイバメトリックス(IEEE Transactions of Systems, Man and Cybermetrics)」の第 S M C - 1 5 卷第 4 号（1985年7／8月）の 580～585 頁に収載されたケラー（Keller）等の論文「ファジィ k 最近接点アルゴリズム」中に開示されたものと同様なファジィ k n n アルゴリズムを使用する。なお、この論文は引用によって本明細書中に組込まれる。かかるファジィ k n n アルゴリズムを使用しながら、分類装置 3 3 は先ず最初に入力ベクトルから最近接点までの距離を見出す。k 近接点の数がまだ確定していないければ、最も近い近接点が k 最近接点の集合中に含まれられる。既に k 最近接点が存在し、かつ新たに見出された近接点が最も遠い最近接点よりも入力ベクトルに近い場合には、最も遠い最近接点が新たに見出された最近接点で置き換えられる。このような操作は、全てのデータ点が評価されるまで繰返される。このようなファジィ k n n アルゴリズムに関連した所属の程度は、次式によって与えられる。

【0054】

【式 16】

クラス間におけるメンバーシップ曲線の勾配を決定する調整パラメータである。

【0056】多変量異常状態検出装置28の統計的性質評価装置30、アダプタ31、正規化装置32及び分類装置33は、ワークステーションのごときコンピュータ内に組込まれている。とは言え、その他の種類のコンピュータ（たとえば、メインフレーム、ミニコンピュータ、マイクロコンピュータ又はスーパーコンピュータ）を使用することもできる。また、統計的性質評価装置30、アダプタ31、正規化装置32及び分類装置33において実行されるアルゴリズムはVbasic及びMATLABでプログラムされているが、その他の言語（たとえば、JAVA（登録商標））を使用することもできる。

【0057】図6は、警告評価装置29の詳細図である。前述のごとく、警告評価装置29は分類されたデータを評価する。警告評価装置は、図6に示されるごとくに持続性チェック38を含んでいる。持続性チェック38は、関連する変数のそれぞれの読みに関してデータの警戒レベルを決定する。持続性チェック38は、減衰効果を有するディジタルフィルタであることが好ましい。疑わしいデータに出会った場合、持続性チェック38は一度に1点だけ警戒レベルを増加させる。次のデータ点が正常であれば、持続性チェック38は警戒レベルを1点だけ減少させる。本発明においては、持続性チェックは許される減衰の程度を制御するユーザ指定の警告限界値を有している。ユーザ指定の警告限界値に到達すると、持続性チェック38はそれ以上の警戒レベルの増加を中断し、そして正常なデータに出会うまでは警戒レベルを警告限界値に保持する。警告限界値は正方向にも負方向にも働く。持続性チェック38の効果は、警告が早まって報告されないようにすることである。それどころか、最初の疑わしいデータについては、警戒レベルを増加させる前に確認要求される。従って、正常領域から異常領域への変化及び異常領域から正常領域への変化が、警告機構を即座にリセットすることはない。後者の場合、持続性チェック38は警戒レベルを高いままに保つ。

【0058】図6について説明すれば、警告評価装置29は複合警告評点生成装置40をも含んでいる。複合警告評点生成装置40は、関連する変数のそれぞれに関する警戒レベルに基づいて警告評点を生成する。更にまた、複合警告評点生成装置40は直接的及び間接的に関連する特徴対のそれぞれにおいて見出された警告を総合する。詳しく述べれば、全ての警戒レベルの最大値が総合評点に転送され、そして総合値として使用される。複合警告評点生成装置40の目的は、警告の最大数を報告し、それによっていずれかの特徴に何らかの異常状態があることをユーザに知らせることにある。

【0059】図7A～7Dは、複合警告評点を決定するために使用されるプロットの実例を示している。図7Aは関連する変数対であるdEGT及びdiATEGTに関

する警告未満の警戒レベル値及び警告を示すプロットであり、図7Bは関連する変数対であるWF及びdi v WFに関する警告未満の警戒レベル値及び警告を示すプロットであり、そして図7Cは関連する変数対であるN2及びdi v N2に関する警告未満の警戒レベル値及び警告を示すプロットである。複合警告評点生成装置40は、図7A～7Cに示されるような直接的及び間接的に関連する特徴対のそれぞれにおいて見出された警告を総合する。図7Dは、dEGT及びdi v EGTの対、WF及びdi v WFの対、並びにN2及びdi v N2の対に関する総合評点を示すプロットである。かかる総合は、dEGT及びdi v EGT、WF及びdi v WF、並びにN2及びdi v N2の特徴対に関する個々の警戒レベルの最大値を取ることによって実行される。

【0060】多変量異常状態検出装置28の統計的性質評価装置30、アダプタ31、正規化装置32及び分類装置33と同じく、警告評価装置29の持続性チェック38及び複合警告評点生成装置40はワークステーションのごときコンピュータ内に組込まれている。とは言え、その他の種類のコンピュータ（たとえば、メインフレーム、ミニコンピュータ、マイクロコンピュータ又はスーパーコンピュータ）を使用することもできる。また、持続性チェック38及び複合警告評点生成装置40において実行されるアルゴリズムはVBasic及びMATLABでプログラムされているが、その他の言語（たとえば、JAVA）を使用することもできる。

【0061】図8は、図2に示された航空機エンジン監視システム26によって実施される工程を示すフローチャートである。飛行中の様々な時点（たとえば、離陸時、上昇時、及び巡航時）において、航空機エンジンからエンジンデータが標本抽出される（42）。かかるエンジンデータは集中データセンタシステムに送信され（44）、そしてデータベース中に保存される（46）。いかなる特定の変数に関しても入力データの欠落が存在せず、かつデータが新しいものであることを保証するため、データが予備処理される（48）。予備処理後、データは多変量異常状態検出装置（28）によって評価される。詳しく述べれば、エンジンデータの統計的性質が評価され、そして時間の経過に伴って起こる緩慢なドリフトを示すように平滑化される。更にまた、特定の中心点の回りにデータを配置することにより、各々のエンジン変数に関してデータが個別に正規化される（50）。次に、ファジィknnアルゴリズムを用いてデータが正常クラス又は異常クラスに分類される（52）。データが分類された後、それを評価することにより、それが実在の障害又は切迫した障害を表わすかどうかが判定される（54）。この工程においては、前述のごとく、関連する変数のそれぞれに関するデータの警戒レベルが決定される。次に、それぞれの変数に関する警戒レベルに基づいて警告評点が生成され、そして複合警告評

点が計算される(56)。この複合警告評点を用いて警告レポートが作成されるが、航空機エンジン専門家はそれを用いて適当診断処置及び(又は)補修処置を提案する。その後、処置スケジュールが作成され、そして保守要員によって使用される。

【0062】本発明の別の実施の態様に従えば、多変量異常状態検出装置及び警告評価装置を傾向性能解析ツールと共に使用することにより、それから発生する警告が確認される。図9は、この実施の態様に従って航空機エンジンを監視しつつ保守するためのシステム58を示すブロック図である。この実施の態様においては、多変量異常状態検出装置28及び警告評価装置29は傾向性能解析ツール18と並列状態で働いている。とは言え、それらをツール中に統合することもできる。図2に示された実施の態様と同じく、多変量異常状態検出装置28は航空機エンジン12から得られたエンジンデータの統計的性質を評価すると共に、時間の経過に伴って起こる緩慢なドリフトを示すようにデータを平滑化する。更にまた、多変量異常状態検出装置28はデータを正規化し、次いでファジィ k_{nn} アルゴリズムを用いてデータが正常クラス又は異常クラスのいずれに所属するかを判定する。次に、警告評価装置29が分類されたデータを評価し、そして警戒レベルを決定する。警告評価装置は、前述のごとくに持続性チェック及び複合警告評点生成装置を使用する。図10は、傾向性能解析ツール18における警告を確認するために使用される多変量異常状態検出装置28及び警告評価装置29の詳細図である。

【0063】図11は、図9に示された航空機エンジン監視システム58によって実施される工程を示すフローチャートである。飛行中の様々な時点(たとえば、離陸時、上昇時、及び巡航時)において、航空機エンジンからエンジンデータが標本抽出される(60)。かかるエンジンデータは集中データセンタシステムに送信され(62)、そしてデータベース中に保存される(64)。いかなる特定の変数に関しても入力データの欠落が存在せず、かつデータが新しいものであることを保証するため、データが予備処理される(66)。予備処理後、データは傾向性能解析ツールによって評価される(68)。すなわち、各々の変数に関するデータは傾向を示す基線データと比較される。特定のエンジン変数に関するデータが所定の限界値を越えると、傾向性能解析ツールは警告を発する。

【0064】エンジンデータが傾向性能解析ツールによって評価されるのと同時に、データは多変量異常状態検出装置及び警告評価装置によっても評価される。詳しく述べれば、エンジンデータの統計的性質が評価され、そして時間の経過に伴って起こる緩慢なドリフトを示すように平滑化される。更にまた、各々のエンジン変数に関してデータが個別に正規化される(70)。次に、ファジィ k_{nn} アルゴリズムを用いてデータが正常クラス又

は異常クラスに分類される(72)。データが分類された後、それを評価することによって警戒レベルが決定される(74)。次に、関連する変数のそれぞれに関する警戒レベルに基づいて警告評点が生成され、そして複合警告評点が計算される(76)。複合警告評点が求められた後、現在の傾向性能解析ツールからの警告メッセージと複合警告評点とを比較することにより、傾向性能解析ツールからの警告が確認される。両方が警告を表わす場合、その警告は有効なものと見なされるが、そうでなければ有効なものと見なされない。

【0065】それ故、本発明に従えば、傾向性能解析に関する警告発生の改善を可能にするシステム及び方法が提供されることは明らかである。本発明は幾つかの実施の態様に関連して説明されたが、本発明の範囲から逸脱することなしに様々な変更態様を実施し得ることは当業者にとって容易に理解されよう。

【図面の簡単な説明】

【図1】先行技術に従って航空機エンジンを監視しつつ保守するためのシステムを示すブロック図である。

20 【図2】本発明に従って航空機エンジンを監視しつつ保守するためのシステムを示すブロック図である。

【図3】図2に示された多変量異常状態検出装置の詳細図である。

【図4】多変量異常状態検出装置中の正規化装置によって実行された初期化及び正規化の一例を示す。

【図5】本発明に従って実行された二次元分類のプロットの一例を示す。

【図6】図2に示された警告評価装置の詳細図である。

30 【図7A】本発明に従って複合警告評点を求めるために使用されるプロットの実例を示す。

【図7B】本発明に従って複合警告評点を求めるために使用されるプロットの実例を示す。

【図7C】本発明に従って複合警告評点を求めるために使用されるプロットの実例を示す。

【図7D】本発明に従って複合警告評点を求めるために使用されるプロットの実例を示す。

【図8】図2に示された航空機エンジン監視システムによって実施される工程を示すフローチャートである。

40 【図9】本発明の別の実施の態様に従って航空機エンジンを監視しつつ保守するためのシステムを示すブロック図である。

【図10】傾向性能解析ツールにおける警告を確認するために使用される多変量異常状態検出装置及び警告評価装置の詳細図である。

【図11】図10に示されたシステムによって実施される工程を示すフローチャートである。

【符号の説明】

12 航空機エンジン

16 データベース

17 プリロセッサ

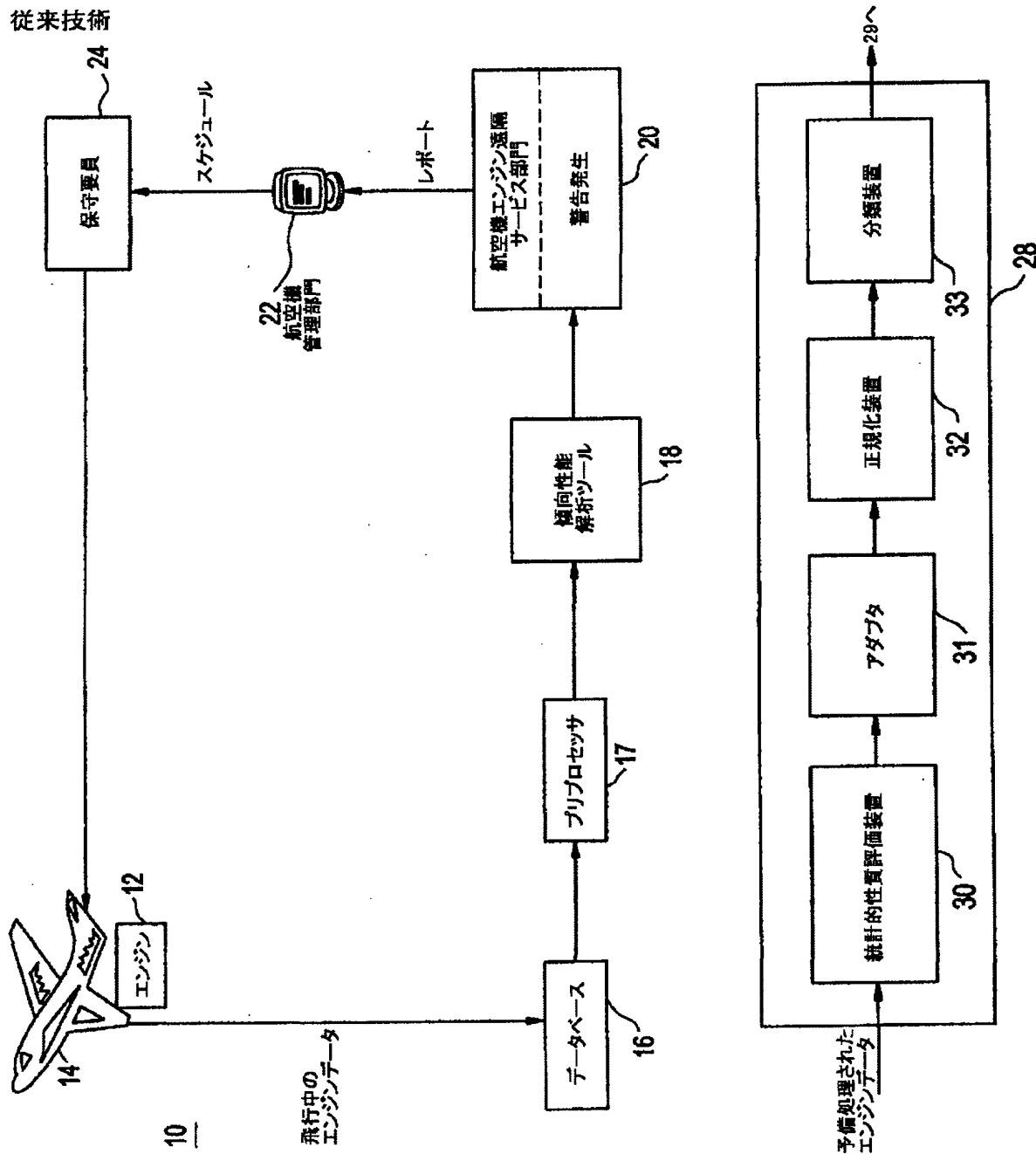
- 1 8 傾向性能解析ツール
 - 2 0 遠隔サービス部門
 - 2 2 航空機管理部門
 - 2 4 保守要員
 - 2 6 航空機エンジン監視システム
 - 2 8 多変量異常状態検出装置
 - 2 9 警告評価装置

- * 3 0 統計的性質評価装置
 - 3 1 アダプタ
 - 3 2 正規化装置
 - 3 3 分類装置
 - 3 8 持続性チェック
 - 4 0 複合警告評点生成装置

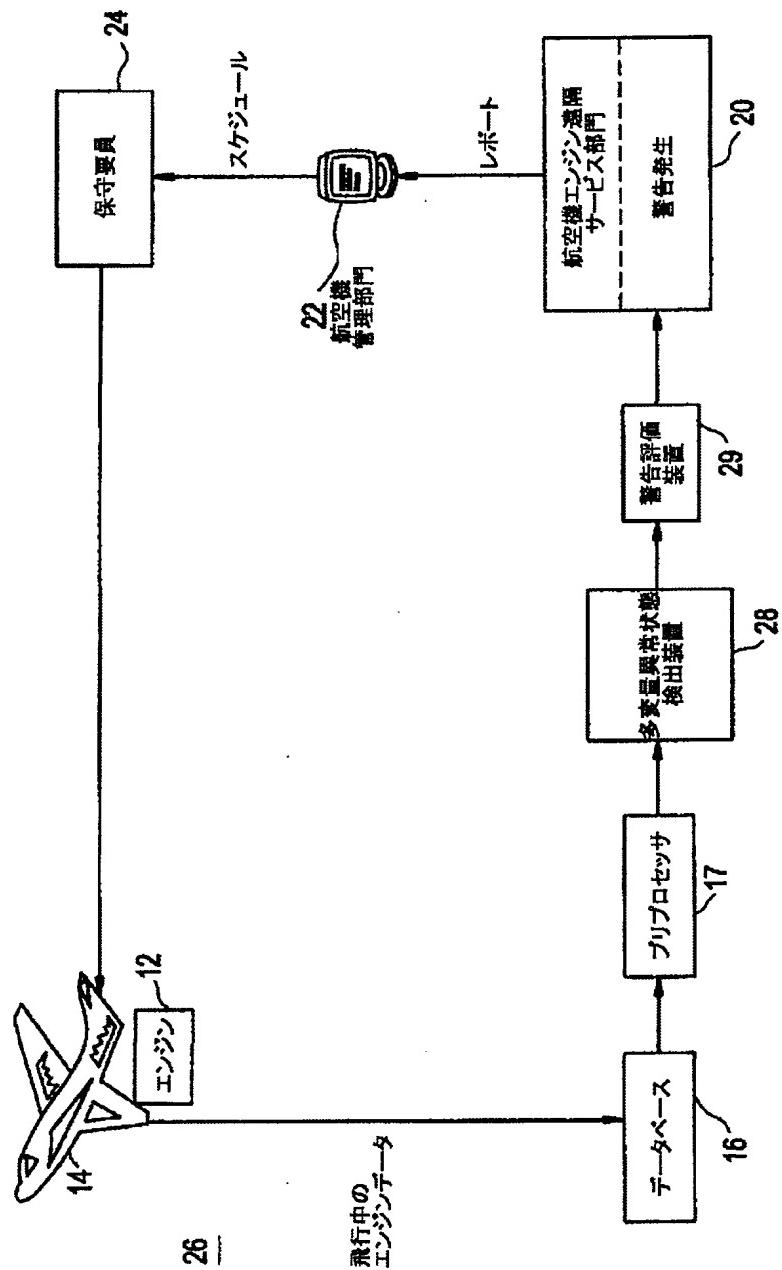
*

【図 1】

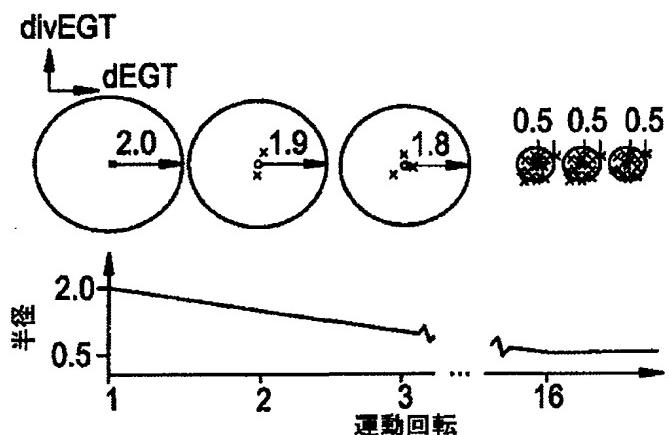
【图3】



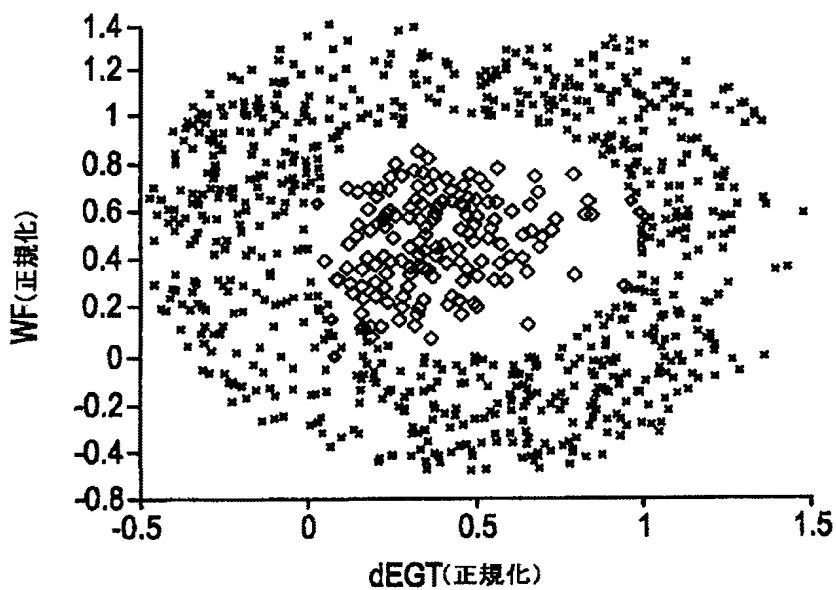
【図2】



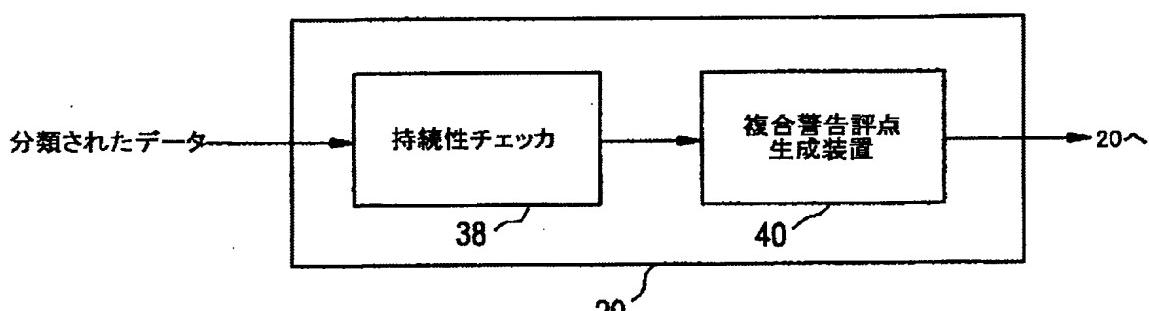
【図4】



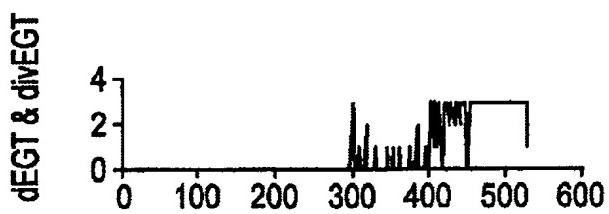
【図5】



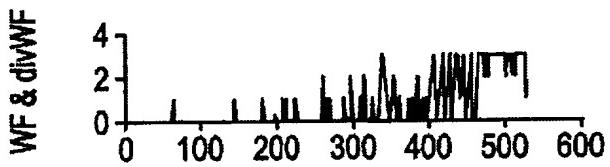
【図6】



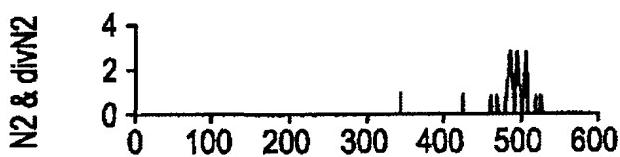
【図7 A】



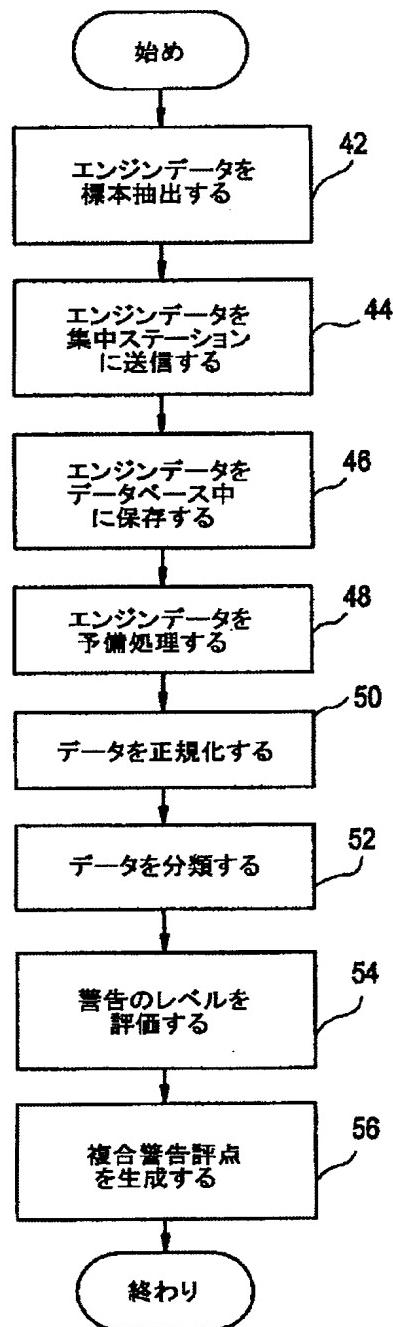
【図7 B】



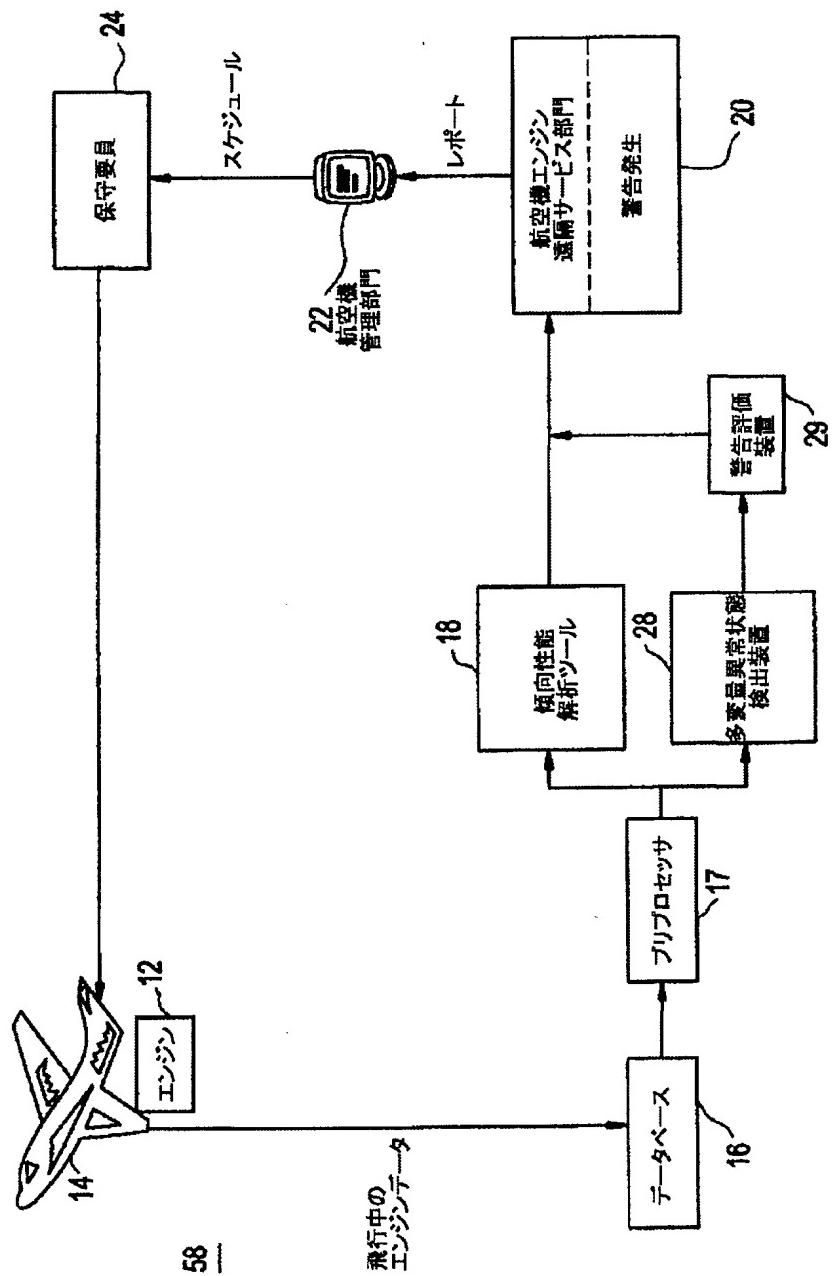
【図7 C】



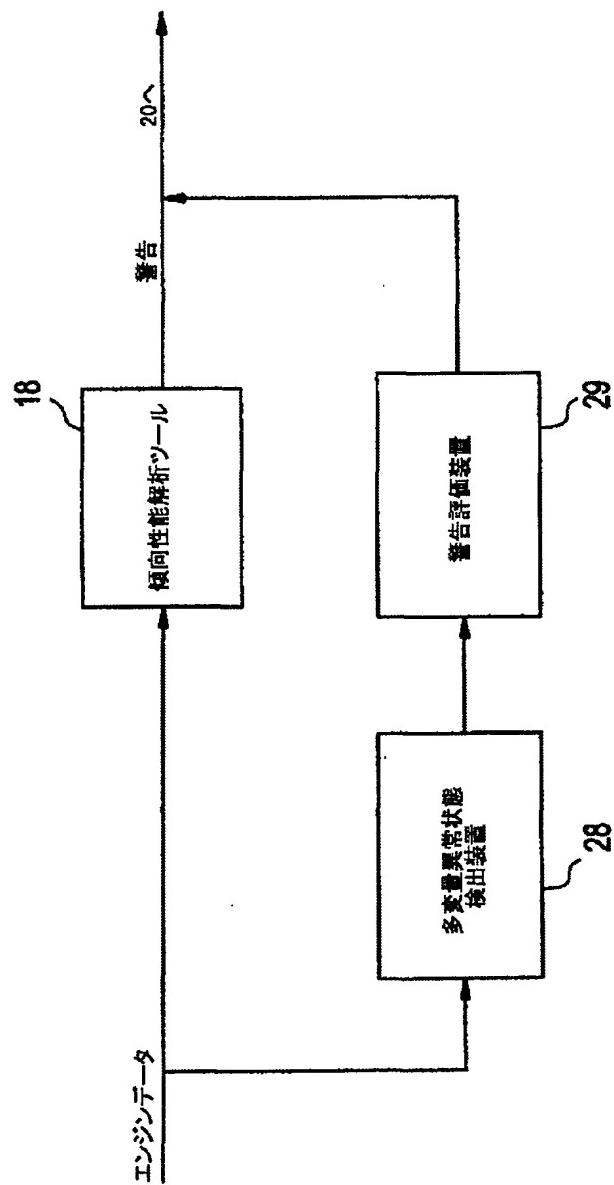
【図8】



【図9】



【図10】



【図11】

